

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/300374817>

# Estimating the Impact of Temperature Change on Electricity Consumption in Seoul

Article in *Journal of Climate Research* · June 2015

DOI: 10.14383/crj.2015.10.2.193

---

CITATIONS

7

---

READS

224

2 authors, including:



[Jun Ho Jeong](#)

Kangwon National University

48 PUBLICATIONS 154 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)

# 기온변화가 전력소비에 미친 효과의 추정 -서울시의 경우-

정준호<sup>1</sup> · 허인혜<sup>2</sup>

<sup>1</sup>강원대학교 부동산학과 · <sup>2</sup>건국대학교 기후연구소

(2015년 6월 8일 접수, 2015년 6월 20일 수정, 2015년 6월 24일 게재 확정)

## Estimating the Impact of Temperature Change on Electricity Consumption in Seoul

Jun Ho Jeong<sup>1</sup> · Inhye Heo<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Department of Real Estate, Kangwon National University

<sup>2</sup>Climate Research Institute, Konkuk University

(Received 8 June 2015, Revised 20 June 2015, Accepted 24 June 2015)

**Abstract :** Climate change, in particular temperature change, has an impact on the demand for heating and cooling. This paper explores the effect of gradually warming climate on the demand for heating and cooling in Seoul during 1995-2014 using an autoregressive distributed-lag model, a family of time-series econometric multivariate regression model. The estimated results reveal that there are two peaks in Seoul's electricity consumption because cooling degree days (CDD) and heating degree days (HDD) are statistically highly significant. CDD's regression coefficient for a short and long-run model is approximately twice bigger than HDD's and the summer peak is more important in terms of electricity consumption in Seoul. Furthermore, there exists a long-run relationship between electricity consumption and the explanatory variables such as economic growth, CDD, HDD, seasonal dummies, and black out dummy.

**Key Words :** temperature change, electric consumption, autoregressive distributed lag model, Seoul

**주요어 :** 기온변화, 전력소비, ARDL 모형, 서울시

### 1. 서론

에너지 생산과 소비에 따른 이산화탄소의 배출과 그에 따른 기후변화에 관한 논의는 잘 알려져 있으며, 이는 기후변화 논의의 주요 이슈이다. 반

면에 기후변화가 에너지 생산과 소비에 미치는 효과에 대한 논의는 그에 비해 불충분하거나 논의가 미약한 편이다(Pilli-Sihvola *et al.*, 2010). 기온변화는 에너지 사용에 직접적인 영향을 미치므로 기온은 에너지 소비의 가장 중요한 기후인자 중의 하나

이다(Sailor and Muñoz, 1997). 예를 들면, 추운 기후대에서는 주택과 건물의 난방을 위해 에너지가 필요하고, 더운 기후대에서는 건강과 생활을 유지하기 위해 냉방이 요구된다. 에너지원 중에서 가장 널리 사용되는 것이 바로 전력이다.

지구 온난화 현상에 따라 겨울철에 에너지 또는 전력사용이 감소하고 반면에 여름철에 그 소비가 증가할 수 있다는 가설이 제기될 수 있을 것이다(Pilli-Sihvola *et al.*, 2010). 물론 이러한 가설의 성립 여부는 지역에 따라 상이할 수 있지만, 이러한 추세가 서울에서 어떻게 나타나고 있는지를 검토하는 것이 본 논문의 관심사 중의 하나이다. 이를 위해 에너지원 중에서 대중적이고 급속히 증가하고 있는 전력 에너지원을 대상으로 이러한 가설을 통계적으로 검증하고자 한다. 따라서 본 논문에서 다루어지는 분석의 초점은 기온변화에 따른 전력소비의 탄력성이다. 이는 다변량 시계열 회귀 분석을 사용하여 서울을 대상으로 난방도일과 냉방도일에 대한 전력소비의 변화를 추정하는 작업이기도 하다. 그러나 단기간의 기온변화가 곧바로 장기간의 기후변화로 연결되는 것은 아니기 때문에 본 논문의 관심사는 기본적으로 기온변화에 따른 전력소비의 탄력성 추정이고, 그런 연후에 이에 따른 기후변화의 시사점을 검토하는 것이다.

다변량 시계열 분석을 활용하여 단기의 전력 수요를 추정하는 연구는 국내·외에 다수 존재한다. 예를 들면, Engle *et al.* (1989)은 오차수정모형(Error Correction Model)을 이용하여 전력수요의 가격 탄력성을 처음으로 추정하였다. Clements and Madlener(1999)는 영국을 대상으로 장 단기 전력수요의 예측에 적합한 시계열 모형으로 ARDL(Autoregressive Distributed Lag) 모형의 유용성과 장점을 보여주었다. Pardo *et al.* (2002), Mirasgedis *et al.* (2006), 그리고 Pilli-Sihvola *et al.* (2010) 등은 계절성과 전기소비 간의 관계를 분

석하기 위해 월별 더미변수를 포함하여 분석하였다.

Mirasgedis *et al.* (2007)은 그리스를 대상으로 2071~2100년까지 기후변화가 전력수요에 미친 효과를 분석하였다. 그들은 기후변화에 따라 냉방 관련 여름철 전력수요의 증가로 인해 전력수요는 증가할 것으로 예측하였다. 그 외에도 그들은 기온변화가 유일한 전력수요 변화의 주요 원인은 아니며 경제성장이 이러한 수요 증가의 중요한 요인이라는 점을 강조하였다. 또한 Sailor(2001)는 미국의 8개 주를 대상으로 연구를 수행하였는데, 인접한 지역일지라도 비기후 요인들의 차이가 유사한 분석 모형을 사용했음에도 불구하고 상이한 분석 결과를 만들어 낸다는 점을 보여주었다. 이는 한 국가의 분석결과를 일반화하는 데에는 한계가 뒤 따른다는 점을 함의하고 있다.

다변량 시계열 모형을 사용하여 기후요인의 전력소비에 대한 민감도를 추정한 국내 연구는 많지 않으며, 최근의 연구로는 Park(2012)을 들 수 있다. 이 연구는 기온변화가 에너지 소비의 변동을 야기하는 주요 동인으로 이해되고 그것이 경제변수와는 달리 예측이 쉽지 않기 때문에 에너지 수급분석 및 전망에서 이에 대한 주의 깊은 연구가 필요하다는 인식 하에, 기온변화가 에너지 소비에 미친 효과를 추정하기 위해 시계열 모형을 사용하여 다양한 기준의 냉방도일과 난방도일을 계산하고 이를 적용하여 분석한 결과 에너지 수요를 분석 또는 전망할 경우 현재의 냉·난방도일을 사용해도 큰 문제가 없다는 결론을 내리고 있다.

Korea Energy Economics Institute(2011)는 냉·난방도일을 활용하여 기온변화가 에너지 소비에 미치는 탄력성을 추정하였다. 회귀모형을 사용하여 냉·난방도일의 에너지 소비에 대한 민감도를 추정하고 이를 활용하여 지난 20여년 간의 평균 냉·난방도일의 실제 수치와의 차이를 계산하고

이를 통해 기온변화에 따른 에너지 소비의 변화량을 연도별로 산정하였다.

Kim(2012)은 기온변화에 따른 도시지역의 전력 소비 및 수요예측 연구를 수행하였다. 평균기온과 전력공급량의 관계로부터 산출되는 회귀계수, 즉 기온변화에 대한 전력수요의 탄력성을 추정하였다. 이를 도시지역의 전력공급량 자료, 건축물 유형별 전력부하 자료, 기상 데이터 자료 등과 결합함으로써 도시지역의 동계피크와 비교한 하계피크의 수요가 3~12% 정도 높은 수준이었으나 최근 동계피크의 수요가 크게 증가하여 동계피크와 하계피크 간의 수요 차이가 점차로 좁혀지고 있다는 것을 밝혀내었다.

Lim *et al.*(2008)은 기온변화에 따른 우리나라 주요 도시 인구당 연간 가정용 전력소비량(Residential Electric Energy Consumption, REEC) 추정모형을 구축한 후 기후변화에 따른 과거, 현재, 그리고 미래의 REEC를 추정하여 경제적 손익을 평가하려고 시도하였다. 기온변화에 따른 REEC를 추정하기 위하여 1999~2005년 기간 동안의 서울, 부산, 대구, 대전, 인천, 광주 등 주요 6개 도시에 대한 월평균 전력소비량과 월평균 기온과의 상관관계를 검토하였다. 분석 결과, 서울은 최고기온과 최저기온이 모두 1980년대에 비해 상승 경향을 보였으나 최저기온이 상대적으로 더 많이 증가하면서 인구당 35kWh의 전력소비가 감소하여 경제적 이익은 연간 313억 원으로 추정되었으며, 지구 온난화가 세계 냉난방 석유·석탄 등 에너지 소비를 감소시킨다는 기존의 연구결과와 비교적 일치한다는 결론을 내리고 있다.

시계열 다변량 계량기법을 활용한 국내 연구들이 많지가 않고 시계열 모형을 사용했음에도 불구하고 시계열 자료의 검토(예: 단위근 검정)에 따른 적절한 시계열 모형의 채택과 계절성을 고려한 다변량 시계열 모형의 선택 등이 이루어지지 않고 있

다. 또한 대부분의 연구가 주로 전국 단위에서 수행되었다. 본 연구는 시계열 자료의 특성과 계절성을 고려한 적정 시계열 모형을 선택하여 기온변화에 따른 전력소비의 장·단기 탄력성을 추정한다는 점에서 기존의 연구와 차별성을 갖는다. 즉 서울을 대상으로 월별 전력소비와 기후변화 간의 장·단기 민감도를 추정하는 작업을 한다는 점에서 기존의 전국 차원에서 이루어지던 연구와는 다르다. 지구적 차원의 기온 또는 기후변화의 효과가 지역적으로 나타나고, 에너지 인프라의 지역적 차이가 존재하고, 지역의 경기변동과 산업구조의 특성에 따른 전기소비 구조의 차이가 존재할 수 있다는 점을 고려하면, 지역 차원의 이러한 분석은 충분한 가치가 있다고 생각한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 기온이 전력소비에 미친 효과를 추정하기 위해 시계열 자료의 정상성과 계절성에 대한 검토를 통해 적정 시계열 모형의 선택과 이에 따른 추정결과를 보여주고 논의한다. 3절에서는 분석결과를 정리하고 결론을 제시한다.

## 2. 기온변화가 전력소비에 미친 효과의 추정

이 절에서는 시계열 모형을 사용하여 장기적으로 기후변화로 이어지는 기온변화가 전력소비에 미치는 효과를 계량적으로 추정한다. 우리의 가설은 전력소비와 기온변화 사이에는 통계적으로 유의한 관계가 존재한다는 것이다(Pilli-Sihvola *et al.*, 2010; Park, 2012). 이러한 관계가 존재하는지를 분석하기 위해 우선적으로 시계열 자료의 특성에 대해 들여다보고, 이러한 자료의 특성에 부합되는 시계열 모형을 선택한다. 이를 바탕으로 모형을 추정한 후에 그 결과를 제시한다.

### 1) 분석 자료

본 연구에서 사용되는 자료는 통계청에서 가용한 전력소비(E), 광공업생산지수(P)와 기상청의 기온 자료를 가공한 HDD, CDD 등의 월별 시계열 자료이다. 분산 안정화를 위해 전력소비와 광공업생산지수에 대해서는 자연로그를 취하여 사용한다(각각  $\ln(E)$ 와  $\ln(P)$ ). 하지만 기온자료(CDD, HDD)에는 0이 있어 자연로그를 취할 수 없기 때문에 원자료를 그대로 사용한다. 여기서 기온자료는 서울 종로구 송월동 서울기상관측소의 기온 관측치이며 이는 서울의 대푯값으로 수용된다. 분석의 시공간적 대상은 자료 가용한 1995~2014년 기간 동안의 서울시이다. 대부분의 선행 연구가 전국 수준에서 전력소비의 결정요인을 검토하고 있는데 반해, 본 연구는 Mirasgedis *et al.* (2006)의 경우처럼 지역 단위의 분석에 초점을 둔다. Figure 1에서와 같이, 전력소비의 자료는 계절성과 시간에 따른 증가 추세를 보여주고 있다. 계절의 변화에 따라 전력소비가 변동하고 있는 것이다. 또한 전력소비가 거의 선형으로 증가하여 왔지만 2011년 9월 15일에 발생한 대규모 정전사태(Black out) 이

후 그 추세가 반전되어 약간 감소하거나 횡보하고 있다.

전력소비는 경제성장과 밀접한 관계를 가지고 있다(Clements and Madlener, 1999; Pilli-Sihvola *et al.*, 2010; Park, 2012). 경제성장이나 소득을 대리하는 자료로 흔히 G(R)DP가 사용되지만 지역 단위에서 월별 GRDP 자료가 현재 가용하지 않기 때문에 여기서는 그 대리변수로 월별 광공업 생산지수(2000=100) 자료를 사용한다. 광공업 생산지수 자료는 전력소비의 자료와 마찬가지로 계절성과 증가하는 추세를 가지고 있지만, 1998년 외환 위기를 전후로 구조적 변화(break point)를 보여주고 있다. 하지만 광공업 생산지수 자료는 전력소비의 그것에 비해 선형 추세가 분명하게 드러나지는 않는다.

기온자료가 전력수요의 결정요인에서 주요한 변수로 사용되어 왔는데(Clements and Madlener, 1999; Pilli-Sihvola *et al.*, 2010; Park, 2012), 이를 회귀모형에서 반영하는 방식에는 두 가지가 있다. 하나는 그대로 원자료를 사용하는 것이고, 다른 하나는 원자료에서 파생된 자료(예: 도일(de-

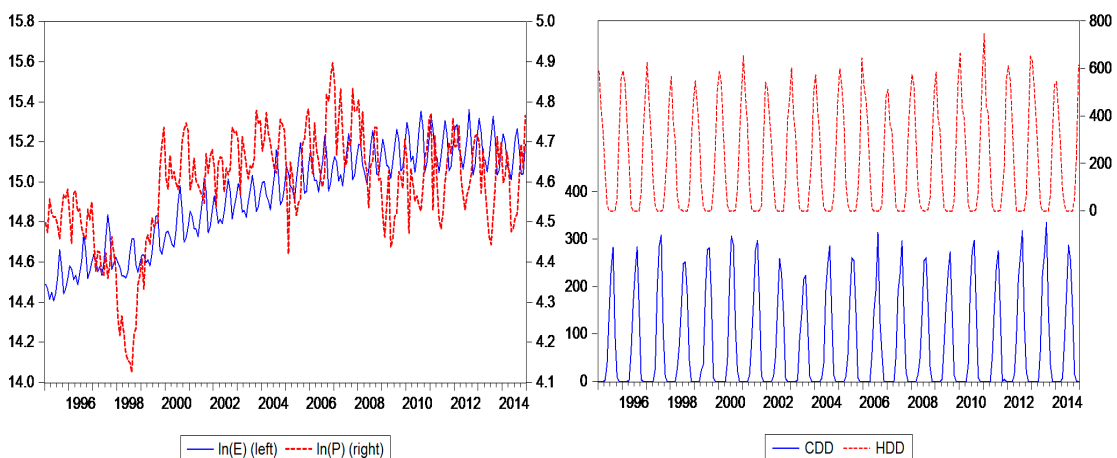


Figure 1. Monthly electricity consumption (MWh), Monthly index of mining and manufacturing (2010=100), CDD and HDD (°C-day) data for Seoul (1995-2014) (Source: <http://kosis.kr>).

gree days))를 활용하는 것이다(Sailor and Muñoz, 1997). 전기가 냉·난방용으로 사용될 경우 기온과 전력소비 간의 관계는 비선형이기 때문에 원자료를 사용할 경우 계절별로 상이한 회귀모형을 설정해야 한다. 하지만 도일 자료를 사용할 경우에는 그럴 필요가 없다. 이에 따라 전력소비의 탄력성 추정에서 도일 자료를 사용하는 것이 일반적이다.

도일 자료는 크게 냉방도일(cooling degree days, CDD)과 난방도일(heating degree days, HDD) 자료로 구분된다. 어느 특정 일  $i$ 의 평균온도가  $T_i$ 이고, 기준온도가  $T_n$ 이라고 하면 난방도일 HDD과 냉방도일 CDD는 다음과 같이 정의된다.

$$HDD_i = \max(T_n - T_i, 0); CDD_i = \max(T_i - T_n, 0)$$

월간 난방도일과 냉방도일은 해당 기간의 일별 난방도일과 냉방도일을 누적하여 구한다. 예를 들면, 1월의 난방도일은 1월 1일에서 1월 31일까지 일별 기준온도와 일평균기온의 차를 누적하여 구한다. 이에 대한 식은 다음과 같다.

$$HDD = \sum_{i=1}^N HDD_i; CDD = \sum_{i=1}^N CDD_i$$

우리나라에서는 통상적으로 냉·난방도일의 기준온도로 18℃를 적용하고 있다(Lee *et al.*, 2014b). 그러나 Lee *et al.*(2014a)은 난방을 위한 에너지 소비에서 냉방을 위한 에너지 소비로 전환되는 시점의 기온 임계값을 냉·난방도일의 기준온도로 정의하고, 35개 지역별·월별 상업 및 가정 전력 소비량을 종속변수, 월평균 평균기온을 독립변수로 설정하여 구간별 회귀분석(piecewise regression)을 수행한 뒤에 전력 소비량이 전환되는 기온 임계값을 추정하였다. 그 결과 각 지역별로 적합한 냉·난방도일의 기준온도는 14.7~19.4℃의 범위 안에 있으며, 이에 대한 평균값은 16.9℃이었다. 본 연

구에서는 냉·난방도일의 기존의 기준온도 18℃보다는 최근의 연구 성과를 반영하여 16.9℃를 냉·난방도일의 기준온도로 삼고 이를 시계열 모형에 반영한다.

Figure 1에서와 같이, 냉·난방도일 자료는 분명한 계절성을 가지고 있다. 따라서 전력소비( $\ln(E)$ ), 광공업생산지수( $\ln(P)$ ), 냉방도일 및 난방도일(CDD, HDD) 등 네 가지 자료 모두 계절성을 가지고 있다. 하지만 선형 시간적 추세가 전력소비 자료와 달리 냉·난방도일 자료에서는 분명하게 드러나지 않는다. 그리고 광공업 생산지수의 시간적 추세의 선형성은 애매모호하다. 시계열 자료에서 추세는 크게 결정적 추세(deterministic trend)와 확률적 추세(stochastic trend)로 나눌 수 있다. 전자는 시계열의 값이 시간의 함수로 주어지는 경우이고, 반면에 후자는 시계열의 증가 또는 감소의 변화율이 자기 후행값과의 종속관계, 즉 자기상관으로 설명되는 경우이다. 이와 같이 시계열 자료가 추세를 가질 경우 비정상적인(non-stationary) 자료일 가능성이 있으며, 이러한 자료의 평균과 분산은 시간에 종속되어 시계열이 회귀하는 장기 평균이 존재하지 않고 분산이 무한대가 됨으로써 모형 추정에서 편의(bias)를 갖게 된다(Asteriou and Hall, 2007).

시계열 자료의 안정성 여부에 대한 판단은 일반적으로 Augmented Dickey-Fuller(ADF) 단위근 검정을 통해 이루어진다. Figure 1에서 보이는 시간 추세와 계절성을 고려하기 위해 수준 변수의 ADF 검정에 이들과 상수항을 결정적 추세의 모형 설정에 반영하여 통계적 검정 결과를 나타낸 것이 바로 Table 1이다. Table 1에서 보는 바와 같이,  $\ln(E)$ 와  $\ln(P)$ 는 5% 유의수준에서 단위근이 있다는 귀무가설을 기각하지 못해 단위근이 존재한다. 그리고  $\ln(P)$ 는 구조적 변화가 나타나므로 이를 통계적으로 검정하기 위해 Breakpoint 단위근 검정을 추



가하였는데, 단위근이 없는 것으로 나타나고 있다. 다른 한편으로, CDD와 HDD는 결정적 추세를 상수항과 계절 터미로 모형 설정하고 단위근 검정을 수행하였는데, 둘 다 단위근이 없는 것으로 나타나고 있다.

HEGY(Hylleberg, Engle, Granger and Yoo) 검정은 상이한 계절 주기에서 단위근 검정을 할 수가 있으며, 추정된 파이( $\pi$ ) 계수의 통계적 유의성에 따라 계절형 단위근의 존재 여부를 판단한다. 예를 들면, 월별 자료의 경우 추정된 파이 계수들, 즉  $\pi_{11}$ 과  $\pi_{12}$ 가 각각 통계적으로 유의하게 0과 다르다면 제로 주기(zero frequency)와 반년 주기

에서 단위근이 있다는 귀무가설을 기각하는 것이다. 계절 주기에서는 파이 계수들의 F검정에 통해 단위근의 존재 여부를 판단한다(Hylleberg *et al.*, 1990).

HEGY 검정의 결정적 추세에 관한 가정은 ADF 검정의 그것과 동일하게 하였으며, 시차 선정은 SC(Schwarz Criterion) 정보기준의 최소화에 의해 결정되었다. Table 2는 수준 변수  $\ln(E)$ ,  $\ln(P)$ , CDD, HDD에 대한 계절형 단위근 검정 결과를 보여주고 있다. 네 변수 모두가 제로 주기와 반년 주기에서 단위근을 가지고 있다는 것을 알 수가 있다. 하지만 반년 주기가 아닌 계절 주기에서는 대

Table 1. ADF unit root test results.

Variables	Level			1st Difference		
	Stat.	Model	Lag length	Stat.	Model	Lag length
$\ln(E)$	-0.59	C, S, T	4	-11.99***	C, S	3
$\ln(P)$	-2.43	C, S, T	1	-20.03***	C, S	0
$\ln(P)^{1)}$	-5.56***	C, T	13	-	-	-
CDD	-13.22***	C, S	0	-	-	-
HDD	-11.61***	C, S	0	-	-	-

Note: 1) indicates the Breakpoint unit root test.

2) \*, \*\* and \*\*\* denote significance at the 10%, 5% and 1% level respectively.

3) Lag length is based on SC(Schwarz Criterion).

4) C=constant; S=seasonal dummies; and T=time trend

Table 2. HEGY test results for seasonal unit root.

	t( $\pi_1$ )	t( $\pi_2$ )	F34	F56	F78	F910	F1112	F1-12	F2-12
$\ln(E)$ (C, S, T, (3))	0.38	0.52	9.30***	7.56**	3.83	18.12***	5.58*	9.59***	10.47***
$\ln(P)$ (C, S, T, (0))	2.43	2.58	11.09***	31.3***	23.38***	17.79***	15.00***	90.50***	98.63***
CDD (C, S, (0))	4.44	7.78	4.96	27.85***	15.32***	32.38***	32.38***	19.36***	19.94***
HDD (C, S, (0))	-0.19	0.38	1.73	30.64***	11.21***	24.15***	27.31***	17.90***	18.79***

Note: 1) \*, \*\* and \*\*\* denote significance at the 10%, 5% and 1% level respectively.

2) Figures in parentheses are lag length determined by SC(Schwarz Criterion).

3) C=constant; S=seasonal dummy; and T=time trend

체적으로 단위근이 없는 것으로 나타나고 있다. 이는 계절성이 결정적 추세와 확률적 추세 모두 포함하고 있다는 것을 시사한다.

## 2) 분석 모형과 방법

계절성이 있는 시계열에 대해서는 통상적으로 계절조정을 통해 이에 대처한다. 하지만 계절조정을 거치지 않고 계절성을 직접적으로 다룰 경우 ‘계절형 공적분 모형’, ‘계절형 가변수를 가지는 비계절형 공적분 모형’ 그리고 ‘차분을 이용한 벡터 자기회귀모형’ 등 세 가지 시계열 모형들이 이용 가능하며, 어느 모형이 더 적합한 것인가는 계절성이 결정적 추세 또는 확률적 추세인가의 여부에 따라 결정된다(Seong, 2011). 계절형 공적분 모형은 계절성의 결정적 추세와 확률적 추세를 모두 다룰 수 있다는 점에서 가장 일반적이지만(Hylleberg *et al.*, 1990; Lee, 1992; Ahn *et al.*, 2004), 모형이 복잡하고 이에 대한 해석이 쉽지가 않다. 나머지 두 시계열 모형은 계절성이 있는 다변량 비정상적인 시계열 자료를 모형화하는 데 사용될 수 있는데, 전자의 ‘계절형 가변수를 가지는 비계절형 공적분 모형’은 계절성이 결정적인 추세인 경우에, 그리고 후자의 ‘차분을 이용한 벡터 자기회귀모형’은 계절성이 확률적인 추세인 경우에 적합하다(Seong, 2011).

계절성을 가지는 전력수요의 탄력성을 추정하는 데에는 ‘계절형 가변수를 가지는 비계절형 공적분 모형’이 종종 사용되어 왔다(Engle *et al.*, 1989; Hunt and Witt, 1995; Clements and Madlener, 1999; Sailor, 2001; Pardo *et al.*, 2002; Mirasgedis *et al.*, 2006). 이 모형은 계절성이 결정적 추세를 가진다고 가정하고 있으며, 종속변수와 설명변수들 간의 장기 균형을 설정한다. 이는 시계열 자료의 비정상성에 대해서는 1차 차분을 통해 정상화되는 기존의 비계절형 공적분 모형으로 대처하고

결정적 추세의 모형 설정을 통해 계절성을 통제하는 것이다.

한편, Clements and Madlener(1999)은 전력수요의 탄력성 추정에서 계절적 차이를 반영하는 단기 모형 및 장기 모형 양자의 중요성을 강조하고 있다. 기존의 오차수정모형(Error Correction Model, ECM)은 변수들 간의  $I(0)$ 의 선형결합으로 공적분(cointegration) 관계가 있을 경우 이러한 장기적 균형을 벗어나는 부분을 단기적인 조정과정을 통해 점진적으로 수정하는 모형이다. 하지만 Pesaran *et al.*(2001)의 Autoregressive Distributed Lag(ARDL) 모형은 변수들이  $I(0)$  또는  $I(1)$ 인지 여부에 상관없이 장기 관계의 존재에 관한 검정이 가능하고 단기 관계의 추정에도 사용 가능하다. 특히 이 모형은 변수들 간의 장기관계가 하나만 존재하고 그 관계가 종속변수의 조건부 모형인 경우에 적합하다(Clements and Madlener, 1999).

앞서의 ADF 검정 결과를 보면 종속변수와 독립변수 사이에 정상 시계열인 수준 변수와 차분 변수가 섞여 있다. 이러한 경우에 ARDL 모형의 사용은 적합한 것으로 보인다. 다른 한편으로, HEGY 검정 결과는 네 변수 모두에서 제로 주기와 반년 주기에서는 단위근이 존재하지만 일부 계절 주기에서는 단위근이 존재하지 않는 것을 보여주고 있다. 계절성이 결정적 추세와 확률적 추세 성분 모두를 포함하고 있는 것으로 보인다는 점에서 양자를 고려할 수 있는 계절형 공적분 모형이 최선의 모형 선택일 것이다. 하지만 계절성을 결정적 추세에서 더미변수로 처리하는 비계절형 공적분 모형을 사용하는 것도 가능하다(Seong, 2011). Clements and Madlener(1999)의 경우처럼, 계절형 단위근 모형이 이러한 계절성을 유용하게 모형화할 수 있는 것만은 아니고, 계절 더미를 포함하는 ARDL과 같은 시계열 모형을 이용하는 것이 가능하다. 이러한 점을 감안하여 본 연구는 계절 더미



를 포함한 ARDL 모형을 활용하여 장·단기 회귀 식에서 기온변수가 전력소비에 미친 효과를 검토한다.

그렇다면 ARDL 모형은 어떤 것인가? 이 모형은 종속변수  $Y_t$ 가 그것의 시차변수에 의해 설명되기 때문에 자기회귀(autoregressive)항을 가지며, 또한 설명변수  $X_t$ 가 그것의 연속적인 시차변수로 설명되는 분포시차(distributed lag)항을 가진다. 종속변수의 시차가 설명변수로 사용되기 때문에 OLS(Ordinary Least Square) 추정은 편의(bias)되며, 오차항  $\varepsilon_t$ 은 자기상관되어 있을 경우 OLS 추정은 비일치성을 갖게 된다. 일반적으로 ARDL 모형은 일단 오차항의 자기상관이 없는 것으로 가정한다. ARDL 모형은 다음과 같은 식으로 나타낼 수 있다.

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 Y_{t-1} + \dots + \beta_p Y_{t-p} + \alpha_0 X_t + \alpha_1 X_{t-1} + \alpha_2 X_{t-2} + \dots + \alpha_q X_{t-q} + \varepsilon_t$$

본 연구에서  $Y_t$ 는  $\ln(E)$ 이고,  $X_t$ 는  $\ln(P)$ , CDD, HDD이다. 그리고 월별 계절더미(Di)가 위의 식에 포함된다. 이러한 변수들 이외에 전력가격 변수가 중요하지만 월별 자료가 가용하지 않아 설명변수로 채택할 수가 없었다. 본 연구에서 사용되는 변수들은 Clements and Madlener(1999), Pilli-Sihvola *et al.*(2010), Park(2012), Pardo *et al.*(2002), Mirasgedis *et al.*(2006) 등의 연구를 참조하여 선정된 것이다.

한편, 2011년 9월 15일에 대규모 정전사태(Black out)가 발생한 이후 정부는 대대적으로 전기사용의 절약을 강조하고 이에 따른 규제조치를 강화하여 왔다. 이러한 조치 때문인지는 모르겠으나 여유전력을 의미하는 ‘설비 예비율’이 2011년 4.1%, 2012년 7.7%, 2013년, 7.5%에 머물렀으나 2014년에는 16.3%로 크게 증가하였다(Kim, 2015). 이러

한 사정을 반영하기 위해 대규모 정전사태 이후 설비 예비율이 급증한 2014년을 제외한, 즉 2011년 9월부터 2013년 12월까지의 기간을 대상으로 Black out 더미변수를 위의 식에 추가한다.

전술한 바와 같이, Pesaran *et al.*(2001)은 ARDL 모형이 일련의 시계열 자료 중에서 일부는 정상적이고(I(0)) 나머지는 그렇지 않을 경우(I(1)) 장기관계의 존재 여부에 관한 Bounds 검정을 통해 기존의 공적분 모형보다 여러 장점을 가진다는 점을 제시하였다. 이는 정상적인 시계열 차분 자료와 수준 자료가 섞여 있을 때 더욱더 유용하다. Clements and Madlener(1999)는 Bounds 검정을 통한 이러한 ARDL 모형 설정이 전력수요의 장·단기 예측모형에 적실성이 있음을 보여주었다.

### 3) 분석 결과

본 연구에서 사용되는 ARDL 모형은 종속변수  $\ln(E)$ 의 후행값과 독립변수  $\ln(P)$ , CDD 또는 HDD의 금기 또는 후행값, 계절더미와 대규모 정전사태 이후의 제도적 변화 Black out가 종속변수  $\ln(E)$ 를 설명하는 것이다. 이러한 기본 모형을 모형 1이라고 하고, 여기에다 시간추세의 통계적 유의성을 검정하기 위해 이를 추가한 것이 모형 2이다. ARDL 모형 추정에서 종속변수와 독립변수에 적정 차수를 적용하여 간명한 모형(parsimonious model)을 설정하는 것이 중요하다. 계절성을 감안하여 종속변수와 독립변수의 최대 차수를 12로 할 경우 156개의 모형 설정이 가능하다. 본 논문에서는 이러한 모형 설정 중에서 SC의 최소화를 통해 적정 차수를 결정하여 최종 모형을 선택한다. Table 3은 SC 정보기준의 최소화를 통해 모형 설정 차수가 ARDL(12, 0, 2, 2)으로 결정된 것을 보여주고 있다.

전술한 바와 같이 ARDL 모형에서 오차항의 자기상관이 없어야 한다는 가정은 매우 중요하다.

Table 3. Model selection criteria (top 10 models).

Specification	LogL	AIC	SC	HQ
ARDL(12, 0, 2, 2)	605,411	-5,030	-4,549	-4,836
ARDL(12, 0, 0, 2)	599,835	-4,999	-4,547	-4,816
ARDL(12, 0, 0, 1)	596,700	-4,980	-4,544	-4,804
ARDL(12, 0, 1, 1)	599,320	-4,994	-4,543	-4,812
ARDL(12, 0, 1, 2)	601,868	-5,008	-4,541	-4,819
ARDL(12, 0, 0, 0)	593,588	-4,961	-4,540	-4,791
ARDL(12, 0, 2, 1)	601,169	-5,001	-4,535	-4,813
ARDL(12, 0, 2, 3)	605,731	-5,024	-4,528	-4,824
ARDL(12, 0, 1, 0)	594,727	-4,963	-4,526	-4,787
ARDL(12, 1, 2, 2)	605,577	-5,023	-4,526	-4,822

Note: logL (loglikelihood function values); AIC (Akaike Information Criterion); HQ (Hannan and Quinn Criterion)

그렇지 않으면 종속변수의 후행값들이 설명변수로 사용되기 때문에 파라미터의 추정치가 일치성이 없게 된다. Table 4에서 보는 바와 같이, 잔차항의 자기상관의 존재 여부에 관한 Breusch-Godfrey LM 검정 결과는 유의수준 5%에서 자기상관이 없다는 귀무가설을 기각하지 못해 모형 1과 모형 2 모두에서 자기상관이 없다는 것을 보여준다. 따라서 ARDL(12, 0, 2, 2) 모형 설정은 적절한 것으로 보인다.

모형 1과 모형 2에 대해 살펴보면, AIC, SC, HQ와 같은 정보기준과 자기상관을 나타내는 D-W(Durbin-Watson) 값을 보면 모형 1이 모형 2보다 좀 나은 모형으로 보인다(Table 4 참조). 그리고 모형 2에서 선형적인 시간 추세가  $\ln(E)$ 의 설명변수로서 통계적으로 유의하지 않는 것으로 나타나고 있다. 이는 전력소비와 시간추세 간에는 비선형적인 관계가 있다는 것을 시사한다. 이러한 점을 감안하여 본 논문에서는 모형 1을 중심으로 이에 대한 해석을 진행한다.

Table 4는 단기 모형의 회귀 결과를 보여주는 것이다. 종속변수  $\ln(E)$ 의 후행값들 - 1, 5, 9, 10, 12 차수 - 이 1% 수준에서 통계적으로 유의하고 후

행 차수 9을 제외한 나머지가 종속변수  $\ln(E)$ 와 정(+)의 관계를 보여주고 있다. 이는 계절별 전력수요를 반영하는 것으로 보인다. 환언하면, 계절변화에 따라 통계적으로 유의한 전력소비의 증가가 수반되고 있다. 하지만 후행 차수가 9인 경우, 즉 9월에는 여름이 마무리되고 가을에 들어가는 시기이므로 전력소비가 그 이전에 감소하고 있어 부호가 (-)으로 나타나고 있는 것으로 보인다. 한편, 경제성장 또는 경기변동을 나타내는 광공업생산지수  $\ln(P)$ 는 금기의 경제성장이 시차 없이 전력소비의 증가로 이어지고 있다. 광공업생산지수가 1% 증가할 경우 전력소비가 0.09% 증가하는 것으로 나타나 있다.

본 연구의 관심사인 기온변화가 전력소비에 미친 효과는 예상한 대로 통계적으로 유의하다. 이를 구체적으로 살펴보면, CDD의 한 단위 변화에 따라 전기소비가 0.06% 증가하는 것으로 나타난다. Pilli-Sihvola *et al.* (2010)의 연구에서 스페인을 대상으로 한 CDD의 전력소비 탄력성 0.06%와 거의 동일한 수치이다. 이는 한국과 스페인에서 31일이 있는 여름 달을 기준으로 기온이 1℃ 상승할 경우 전력소비가 1.8% 증가한다는 것을 의미한

Table 4. ARDL short-run model regression results (N=228).

Variable	Model 1			Model 2		
	Coefficient	t-Statistic	Prob.	Coefficient	t-Statistic	Prob.
ln(E(-1))	0.59187	9.47994	0.00000	0.57950	9.16628	0.00000
ln(E(-2))	-0.05082	-0.56343	0.57380	-0.04970	-0.54901	0.58360
ln(E(-3))	-0.02701	-0.34947	0.72710	-0.02019	-0.25942	0.79560
ln(E(-4))	-0.01464	-0.23857	0.81170	-0.01479	-0.24291	0.80830
ln(E(-5))	0.19666	3.22100	0.00150	0.20033	3.27982	0.00120
ln(E(-6))	-0.05827	-0.80894	0.41950	-0.05682	-0.78464	0.43360
ln(E(-7))	0.00775	0.09522	0.92420	0.00926	0.11256	0.91050
ln(E(-8))	0.02254	0.32536	0.74530	0.02735	0.39141	0.69590
ln(E(-9))	-0.14623	-2.33325	0.02060	-0.13822	-2.14080	0.03350
ln(E(-10))	0.18921	2.77212	0.00610	0.18951	2.73812	0.00680
ln(E(-11))	0.01240	0.18103	0.85650	0.01606	0.23164	0.81710
ln(E(-12))	0.21232	3.65474	0.00030	0.22914	3.93136	0.00010
ln(P)	0.09428	4.74774	0.00000	0.09053	4.38326	0.00000
CDD	0.00055	5.90079	0.00000	0.00057	6.03795	0.00000
CDD(-1)	0.00017	2.28430	0.02340	0.00019	2.69953	0.00760
CDD(-2)	-0.00021	-2.49945	0.01330	-0.00019	-2.23700	0.02640
HDD	0.00027	8.50105	0.00000	0.00027	8.71345	0.00000
HDD(-1)	0.00013	3.45810	0.00070	0.00013	3.55921	0.00050
HDD(-2)	-0.00011	-2.76962	0.00620	-0.00011	-2.61367	0.00970
D2	0.01102	0.71465	0.47570	0.01118	0.72674	0.46830
D3	0.05950	2.82899	0.00520	0.06055	2.85786	0.00470
D4	0.14432	6.55045	0.00000	0.14510	6.51915	0.00000
D5	0.11088	4.53762	0.00000	0.11281	4.65385	0.00000
D6	0.08643	3.03163	0.00280	0.08647	3.04797	0.00260
D7	0.04713	1.47559	0.14170	0.04340	1.35731	0.17630
D8	0.11002	3.12937	0.00200	0.10169	2.82497	0.00520
D9	0.08220	2.47788	0.01410	0.07554	2.25590	0.02520
D10	0.08869	2.78718	0.00580	0.08733	2.74777	0.00660
D11	0.10417	4.28838	0.00000	0.10499	4.35526	0.00000
D12	0.02155	1.39760	0.16380	0.02315	1.52184	0.12970
Black out	-0.01401	-3.02128	0.00290	-0.01224	-2.55994	0.01120
C	0.37279	3.57670	0.00040	-0.13187	-0.39556	0.69290
@Trend	-	-	-	-0.00013	-1.55311	0.12200
Adj-R <sup>2</sup>	0.99336			0.99340		
AIC	-5.02992			-5.03155		
SC	-4.54861			-4.53520		
H-Q	-4.83573			-4.83129		
D-W stat.	1.95602			1.94644		
LM test	F Stat=1.56	F(12, 184)	Prob.=0.11	F Stat=1.50	F(12, 183)	Prob.=0.13

Note: based on the estimation of ARDL-White to control heteroscedasticity.

다. 또한 후행 1차와 2차 값이 각각 전력소비와 정(+ )과 부(-)의 관계를 보여준다. 전기와 전전기에 CDD 1단위 변화에 따른 탄력성은 각각 0.02%과 -0.02%이다. 이는 3개월로 구성된 계절 변화를 반영하고 있는 것으로 보인다.

반면에 HDD 한 단위가 상승하면 전력소비는 0.03% 증가하는 것으로 나타나고 있다. 이는 겨울철에 기온이 1℃ 상승한다면 HDD는 31단위 감소하고 전력소비는 0.7% 감소한다는 것을 의미한다. HDD의 전력소비에 대한 탄력성 0.03%는 Pilli-Sihvola *et al.* (2010)이 추정된 핀란드의 그것과 유사한 수치이다. 스페인, 프랑스, 독일의 경우 그 수치는 각각 0.05%, 0.05%, 0.02%이었다. 서울이 겨울에 매우 추운 핀란드와 유사하고 스페인의 약 절반밖에 되지 않는 HDD의 전력소비 탄력성을 가지고 있다는 것은, 겨울철에 핀란드와 비교하여 상대적으로 밀집된 도시화에 따른 전력소비의 절감에 기인하는 것으로 볼 수가 있을 것 같다. 한편, CDD와 마찬가지로 전기와 전전기에 HDD 1단위 변화에 따른 탄력성은 각각 0.01%과 -0.01%이다. 이는 3개월로 구성된 계절 변화를 반영하고 있는 것으로 보인다.

기온변화의 전력소비 탄력성을 보면 CDD와 HDD 모두 통계적으로 매우 유의하다는 점에서 서울에서 전기소비의 두 개의 피크가 존재한다고 말할 수 있다. 하지만 HDD 계수의 크기가 CDD 그것의 절반 정도에 그쳐 여름철의 전력소비가 매우 크다는 것을 알 수가 있다. 또한 CDD와 HDD

의 후행값이 전전기까지 통계적으로 유의하여 두 개의 전력소비의 피크가 계절적 현상임을 시사하고 있다.

2011년 9월 15일 대규모 정전사태 이후 정부는 전력소비 절감을 위한 각종 대책을 제안하고 규제를 강화하였다. 이에 따라 전력소비의 증가세가 둔화되거나 횡보하고 있었다. 이를 반영하는 Black out 변수가 통계적으로 유의하기 때문에 이 시기에 들어오면 그 전에 비해 전력소비가 감소했다는 것을 알 수가 있다. 이는 정부의 대정전 사태에 대한 강력한 조치가 그 효과를 발휘하고 또한 전기소비에 대한 시민들의 의식 변화를 반영한 결과라고 생각된다.

전술한 바와 같이, ARDL 모형으로 추정하는 이 유 중의 하나가 Bounds 검정을 하기 위한 기반으로 이를 활용하는 것이다. 이 검정은 전력소비와 설명변수 간의 장기 관계의 존재 여부에 대한 통계적 검정으로 귀무가설은 장기 관계가 존재하지 않는다는 것이다. Table 5에서 보는 바와 같이, 모형 1과 모형 2 모두 1% 수준에서 귀무가설을 기각하고 있어 전력수요와 설명변수들 간에는 하나의 장기 관계가 있다는 것을 시사한다.

Table 6에서 보는 바와 같이, 오차수정 계수가 예상한 대로 부(-)이고 1% 수준에서 유의하다. 그리고 이러한 공적분 관계에서 장기의 계수 값이 도출될 수 있다. 이러한 결과에 따르면, 전력소비와 이를 설명하는 변수들 간에는 하나의 장기 균형 관계가 있다는 것을 알 수가 있다. 또한 설명변수들

Table 5. ARDL bound test results.

F-stat, (k)		Critical Value Bounds					
		Sig. 10%		Sig. 5%		Sig. 1%	
		I0 Bound	I1 Bound	I0 Bound	I1 Bound	I0 Bound	I1 Bound
Model 1	11,29 (3)	2,37	3,20	2,79	3,67	3,65	4,66
Model 2	10,03 (3)	2,97	3,74	3,38	4,23	4,30	5,23

Table 6. ARDL cointegrating equation and long-run model results (N=228).

ARDL cointegrating equation				ARDL long-run equation			
Var.(Difference)	Coef.	t-Stat.	Prob.	Var.(Level)	Coef.	t-Stat.	Prob.
D(ln(E(-1)))	-0.33752	-5.48940	0.00000	-	-	-	-
D(ln(E(-2)))	-0.39427	-6.27022	0.00000	-	-	-	-
D(ln(E(-3)))	-0.41691	-7.13666	0.00000	-	-	-	-
D(ln(E(-4)))	-0.43166	-7.07295	0.00000	-	-	-	-
D(ln(E(-5)))	-0.23324	-3.64832	0.00030	-	-	-	-
D(ln(E(-6)))	-0.29395	-4.78189	0.00000	-	-	-	-
D(ln(E(-7)))	-0.28438	-4.68044	0.00000	-	-	-	-
D(ln(E(-8)))	-0.27168	-4.56337	0.00000	-	-	-	-
D(ln(E(-9)))	-0.41377	-7.51429	0.00000	-	-	-	-
D(ln(E(-10)))	-0.22116	-3.87020	0.00010	-	-	-	-
D(ln(E(-11)))	-0.21238	-3.85419	0.00020	-	-	-	-
D(ln(P))	0.10703	4.14603	0.00010	ln(P)	1.46850	6.76462	0.00000
D(CDD)	0.00055	8.10705	0.00000	CDD	0.00789	3.68860	0.00030
D(CDD(-1))	0.00021	2.88573	0.00430	-	-	-	-
D(HDD)	0.00026	7.96785	0.00000	HDD	0.00435	4.58780	0.00000
D(HDD(-1))	0.00011	2.97543	0.00330	-	-	-	-
D(D2)	0.01163	0.94891	0.34380	D2	0.17170	0.72032	0.47220
D(D3)	0.05856	3.01758	0.00290	D3	0.92669	2.55495	0.01140
D(D4)	0.14357	5.73975	0.00000	D4	2.24780	4.54359	0.00000
D(D5)	0.10994	3.62661	0.00040	D5	1.72699	3.99511	0.00010
D(D6)	0.08477	2.43287	0.01590	D6	1.34621	2.85369	0.00480
D(D7)	0.04554	1.12436	0.26220	D7	0.73407	1.43321	0.15340
D(D8)	0.10930	2.46389	0.01460	D8	1.71361	2.74469	0.00660
D(D9)	0.08067	1.95729	0.05170	D9	1.28035	2.37088	0.01870
D(D10)	0.08620	2.52736	0.01230	D10	1.38131	2.76168	0.00630
D(D11)	0.10179	3.88107	0.00010	D11	1.62243	3.85601	0.00020
D(D12)	0.02013	1.36905	0.17260	D12	0.33565	1.42039	0.15710
D(Black out)	-0.00745	-0.54452	0.58670	Black out	-0.21821	-2.66828	0.00830
CointEq(-1)	-0.06346	-9.09772	0.00000	C	5.80638	4.98641	0.00000

의 변화에 따라 종속변수 전력소비의 조정이 발생하고 있다. 이는 과도한 전력소비의 증가가 다음기의 전력소비의 변동을 감소시켜 설명변수들과의 안정적인 장기 관계를 유지하기 위해 시간에 따른 조정이 발생한다는 것을 시사한다.

장기 회귀식을 보면 광공업생산지수 1%가 상승하면 장기적으로 전력소비가 1.5% 증가한다. 본

논문의 관심사인 기온변화에 따른 전력소비의 탄력성을 보면, 장기적으로 CDD 1단위 증가에 따라 전력소비는 0.8% 증가하고, 반면에 장기적으로 HDD 1단위 증가에 따라 전력소비는 0.4% 증가한다. 따라서 여름 달을 기준으로 기온이 1℃ 증가할 경우 전력소비가 장기적으로 2.4% 증가하지만, 겨울 달을 기준으로 보면 기온이 1℃ 상승할 경우 전

력소비가 장기적으로 1.2% 하락한다. 서울에서는 CDD와 HDD 모두 통계적으로 유의하다는 점에서 두 개의 전력소비 피크가 존재하지만 장기 회귀계수 크기의 측면에서 보면 여름철 전력수요 피크가 겨울철의 그것보다 두 배가 크다.

### 3. 요약 및 결론

본 연구는 1995~2014년 기간 동안 서울을 대상으로 기온변화에 따른 전력소비의 장·단기 탄력성을 시계열 ARDL 모형을 사용하여 추정하였다. 이에 따른 몇 가지 분석결과를 요약하면 다음과 같다.

첫째, 서울의 경우 1990년대 중반 이후 전력소비는 지속적으로 증가하는 추세였지만 2011년 9월 대정전 사태 이후 전력소비 절감에 대한 정부의 강력한 규제 조치 및 시민들의 인식 전환으로 전력수요가 약간 감소하거나 횡보하고 있다. 또한 전력수요는 강한 계절성을 띠고 있다.

둘째, 기온변화에 따른 전력소비의 탄력성을 분석한 결과, CDD와 HDD가 통계적으로 매우 유의하여 전력소비의 두 개의 피크가 존재하고 있다. 하지만 장·단기 탄력성의 크기를 비교하여 보면 CDD의 회귀계수가 HDD의 그것보다 2배 정도 커서 하절기 피크에서 전력수요의 증가가 더 크다. 따라서 기후 온난화에 따른 전력수요의 증가가 하절기에 나타난다는 논의와 맥을 같이하고 하지만 이에 대해서는 추가적인 논의가 필요하다.

셋째, 1990년대 이후 전력수요의 증가는 기온변화 뿐만 아니라 경제성장과 소득증가에 따른 에어컨 등 냉방용 가전기기의 보급 등과 연관되어 하절기 전력수요가 증가하고 있다는 점을 염두에 두어야 한다. 따라서 바로 앞에서 언급한 바와 같이 온난화에 따른 하절기 전력수요의 증가라는 가설을

곧바로 수용할 수는 없다.

넷째, 종속변수 전력수요와 경제성장, 기온변화, 계절더미, 대정전 사태 더미 등의 설명변수들 간에 하나의 장기 관계가 성립하고 있다. 이는 전력소비의 증가가 다음기의 전력소비의 변동을 감소시켜 설명변수들과의 안정적인 장기 관계를 유지하기 위해 시간에 따른 조정이 발생한다는 것을 시사한다.

기후변화는 장기적으로 기온변수에 영향을 미치며 전력수요는 이와 밀접한 관련성을 가진다. 이에 따라 기후변화는 전력수요의 패턴에 영향을 미치게 된다. 특히 전기는 냉·난방을 충족하는데 흔히 사용되고, 이러한 냉·난방은 화석원료의 과도한 사용에 따른 지구의 온난화에 영향을 받는다. 이러한 관계를 고려하면 기후변화에 따른 전력소비의 민감도 또는 탄력성을 추정할 수 있다. 하지만 기후변화가 특히 하절기 전력수요의 증가를 견인하는 것만은 아니다. 경제성장 및 소득증가에 따른 각종 냉방용 가전기기의 대대적인 보급 확대가 이러한 하절기 전력수요의 증가에 기여하고 있다. 이러한 점에서 전력수요의 변화는 인문과 자연환경의 결합으로서 이해되어야 할 필요가 있다. 그리고 그러한 결합은 지역별로 차이가 있기 때문에 일률적으로 분석결과를 과도하게 일반화하는 것은 무리이다.

### 사사

이 논문은 2013년 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2013 S1A3A2052995).



## 참고문헌

- Ahn, S. K., Cho, S., and Seong, B. C., 2004, Inference of seasonal cointegration: Gaussian reduced rank estimation and tests for various types of cointegration, *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 66, 261-284.
- Asteriou, D. and Hall, S. G., 2007, *Applied Econometrics: A Modern Approach Using Eviews and Microfit*, New York: Palgrave Macmillan.
- Clements, M. P. and Madlener, R., 1999, Seasonally cointegration and forecasting UK residential energy demand, *Scottish Journal of Political Economy*, 46(2), 185-206.
- Engle, R. F., Granger, C. W. J., and Hallman, J. J., 1989, Merging short- and long-run forecasts: An application of seasonal cointegration to monthly electricity sales forecasting, *Journal of Econometrics*, 40, 45-62.
- Hunt, L. C. and Witt, R., 1995, An analysis of UK energy demand using multivariate cointegration, *Surrey Energy Economics Discussion Paper Series (SEEDS)*, No. 86, Department of Economics, University of Surrey, Guildford, UK.
- Hylleberg, S., Engle, R. F., Granger, C. W. J., and Yoo, B. S., 1990, Seasonal integration and cointegration, *Journal of Econometrics*, 44(1-2), 215-238.
- Kim, S. B., 2012, *A study on the Electric Consumption and Demand according to Temperature Change in Urban area*, MA Thesis, the Graduate School of Kyungpook National University (in Korean).
- Kim, Y. H., 2015, Vivid black out !, but Excessive electricity?, *The Herald Economic Newspaper*, 21st April.
- Korea Energy Economics Institute, 2011, *Improving Energy Demand Forecasting Methods*, Korea Energy Economics Institute (in Korean).
- Lee, H. S., 1992, Maximum likelihood inference on cointegration and seasonal cointegration, *Journal of Econometrics*, 54, 1-7.
- Lee, K., Baek, H., and Cho, C., 2014a, The estimation of base temperature for heating and cooling degree-days for South Korea, *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 53, 300-309.
- Lee, K., Baek, H., and Cho, C., 2014b, Future Projection of Changes in Cooling and Heating Degree Days in Korea, *Journal of Climate Research*, 9(1), 1-13 (in Korean).
- Lim, H-C., Byun, Y.-H., Kwon, W.-T., and Jhun, J.-G., 2008, An Assessment of the Residential Electric Energy Consumption Induced by Global Warming, *Atmosphere*, 18(1), 33-41 (in Korean).
- Mirasgedis, S., Sarafidis, Y., Georgopoulou, E., Kotroni, V., Lagouvardos, K., and Lalas, D. P., 2007, Modeling framework for estimating impacts of climate change on electricity demand at regional level: case of Greece, *Energy Conversion and Management*, 48(5), 1737-1750.
- Mirasgedis, S., Sarafidis, Y., Georgopoulou, E., Lalas, D. P., Moschovits, M., Karagiannis, F., and Papakonstantinou, D., 2006, Models for mid-term electricity demand forecasting incorporating weather influences, *Energy*, 31(2-3), 208-227.
- Pardo, A., Meneu, V., and Valor, E., 2002, Temperature and seasonality influences on Spanish electricity load, *Energy Economics*, 24(1), 55-70.
- Park, K. S., 2012, *The Analysis of the Impact of Temperature Change on Energy Demand*, Korea Energy Economics Institute (in Korean).
- Pesaran, M. H., Shin, Y., and Smith, R. J., 2001, Bounds testing approaches to the analysis of level relationships, *Journal of Applied Econometrics*, 16, 289-26.
- Pilli-Sihvola, K., Aatola, P., Ollikainen, M., and Tuomenvirta, H., 2010, Climate change and electricity consumption: Witnessing increasing or decreasing use and costs?, *Energy Policy*, 38, 2409-2419.

- Sailor, D. J. and Muñoz, R., 1997, Sensitivity of electricity and natural gas consumption to climate in the USA: methodology and results for eight states, *Energy*, 22(10), 987-998.
- Sailor, D. J., 2001, Relating residential and commercial sector electricity loads to climate: evaluating state level sensitivities and vulnerabilities, *Energy*, 26, 645-657.
- Seong, B., 2011, Comparison of Forecasting Performance in Multivariate Nonstationary Seasonal Time Series Models, *Communications for Statistical Applications and Methods*, 18(1), 13-21 (in Korean).
- 책임 편집: 허인혜  
영문 교열: 조창현