

Estimating the Price Elasticity of Peak Residential Demand using High Frequency Data*

Soon Dong Hong[†] Chang Sik Kim[‡]

Abstract This paper studies the price elasticity of the peak electricity demand of the residential sector in Korea using high frequency data collected by AMR (Automatic Meter Reading) system. The main purpose of this paper is to estimate the price elasticity by allowing the nonlinear relationship between price and temperature in the short-run residential electricity demand curve. Specifically, we consider a Logistic Smooth Transition Regression model with functional coefficients to capture the temperature-dependent price elasticity of residential peak demand in Korea. We show conclusive evidence that the non-economic variables influence the price elasticity of peak residential demand in Korea. Our estimation results show that the price elasticity is dependent upon temperature, and peak demand becomes more sensitive when the weather is very hot or cold.

Keywords Temperature Response Function, LSTR Model, Functional Coefficient, Price Elasticity

JEL Classification C22, C51, Q41

*This research is supported by the Korea Electricity Power Corporation(KEPCO). We thank Joon Park for his valuable suggestions and discussions. We are also grateful to Heejoon Han and Hyunjin Yang for their helpful comments.

[†]Ph.D Student, Department of Economics, Graduate School of Sungkyunkwan University, 25-2, Sungkyunkwan-ro, Jongno-gu, Seoul 03063, Korea, Phone: +82-2-760-1294, e-mail: sunnyest10@skku.edu

[‡]Corresponding Author, Professor, Department of Economics, Sungkyunkwan University, 25-2, Sungkyunkwan-ro, Jongno-gu, Seoul 03063, Korea, Phone: +82-2-760-0611, e-mail: skimcs@skku.edu

고빈도 데이터를 활용한 주택용 전력 최대수요의 가격탄력성 추정 *

홍순동 † 김창식 ‡

Abstract

본 논문에서는 실시간 데이터인 한국의 전력 AMR(Automatic Meter Reading) 자료를 활용하여 주택용 전력 최대수요의 가격탄력성을 추정하였다. 주택용 전력 최대수요의 가격탄력성 분석은 기온 변수들과 같은 비경제적인 변수들의 비선형적인 영향을 고려해야 한다는 점에서 일반적인 수요 함수 추정과는 다르게 접근해야 하는 면이 있다. 더군다나 한국의 주택용 전력가격은 정책적인 누진 요금제를 포함하고 있어 정확한 가격탄력성의 추정이 더욱 어려운 측면이 존재한다. 본 논문에서는 구체적으로 전력의 기온에 대한 민감도를 나타내는 기온반응함수는 로지스틱 전이 회귀모델(Logistic Smooth Transition Regression, LSTR)을 이용하여 추정하였으며, 기온과 가격의 비선형성 및 기온에 따라 탄력성이 변화하는 수요함수 모형을 고려하기 위해서 함수계수(Functional Coefficients) 모형을 고려하여 가격 탄력성을 추정하였다. 본 논문의 가격탄력성 추정결과 최대수요의 가격 탄력성은 비경제적인 변수인 기온에 따라 변화하였는데 기온이 더 더워지거나 추워질수록 가격탄력성은 증가하는 패턴이 보였고 이는 누진적인 전기요금에 민감하게 반응하는 소비 형태가 명시적으로 나타난 결과라고 해석할 수 있다.

Keywords 기온반응함수, 로지스틱 전이회귀모형, 함수계수, 가격탄력성

JEL Classification C22, C51, Q41

*본 논문에 사용된 데이터와 다양한 자료를 제공해 준 한국전력공사의 지원에 감사드린다. 또한 본 논문에 쓰인 모형과 분석에 대한 제언을 해주신 박준용 교수님과 논문 작성에 여러가지 조언을 해주신 한희준 교수님과 양현진 학생에게 감사드린다.

†성균관대 경제학과 박사과정, e-mail: sunnyest10@skku.edu

‡교신저자, 성균관대학교 경제학과 교수, e-mail: skimcs@skku.edu

1. 서론

전력이나 에너지 소비의 변동성에 관한 분석은 에너지 경제학계의 매우 중요한 이슈가 되어왔고, 한 국가의 전력 혹은 에너지 수요가 단기적으로는 기온 요소에 매우 민감하게 반응한다는 사실은 기존의 연구에서 많이 논의되었다. 특히 냉난방용 수요의 경우 가격 이외의 비경제변수인 기온에 따른 계절성이 매우 강하게 나타난다. 이러한 이유로 기존의 연구에서는 냉난방용 단기 에너지 수요에서 기온에 의해서 변동되는 효과를 찾아서 이를 고려한 수요함수를 추정하는 것이 일반적인 방법이었다. (Engle et al. (1986), Sailor and Munoz (1997), Fan and Hyndman (2011))

하지만 전력 수요 모형에서 비경제변수인 기온과 가격의 관계는 단순하게 선형 모형으로 추정하기 쉽지 않고 더군다나 한국 주택용 전력요금처럼 누진제를 가지는 구조에서는 기온과 가격의 관계가 비선형적으로 연결되어 있다고 보는 것이 타당할 것이다. 특히 수요가 높은 여름철 혹은 겨울철과 그렇지 않은 계절의 수요민감도는 누진제 효과의 영향 유무에 따라 변동될 것이다. 따라서 이를 선형 모형으로 모형화하는 것은 모형 설정의 오류로 인해 가격탄력성의 과대 혹은 과소 추정을 일으킬 수 있다. 추가로 수요함수 추정에서 이러한 비선형성뿐만 아니라 전력 소비의 대체성의 유무도 중요하게 고려해야 할 요인이다. 이렇게 여러 가지 복잡한 측면이 있는 주택용 전력 최대수요 (peak electricity demand)의 정확한 추정은 정책적인 필요성뿐만 아니라 다양한 경제, 비경제변수의 영향을 비선형적으로 반영한다는 면에 있어서 기존의 에너지 수요 연구 문헌에 새로운 측면을 보는 연구가 될 수 있을 것이다.

그렇지만 실제로 주택용 전력 최대수요 함수를 추정하고 가격탄력성을 계산한 기존의 연구는 찾아보기 힘들다. 이는 한국의 최대수요 데이터가 전체 발전량만 존재할 뿐 용도별 수요(sectoral demand)로 나누어지지 않았기 때문으로 생각된다. 따라서 대부분의 기존 연구는 주택용 월별 판매량 데이터를 가지고 판매량의 가격탄력성을 추정하고 있지만, 이는 본질적으로 최대수요의 가격탄력성과는 다르다. 최대수요는 한 시점의 저장(stock)변수인 데 반해 월별 판매량 자료는 유량(flow)변수이기 때문이다. 따라서 특정 시점 수요에 대한 가격탄력성과 일정 구간 수요에 대한 가격탄력성은 차이가 있을 것이다.

본 논문에서는 최근 이용 가능해진 AMR(Automatic Meter Reading, 원격 검침 시스템) 데이터를 활용하여 주택용 전력 최대수요의 가격탄력성을 추정하려고 한다. AMR 데이터는 한국전력공사의 스마트 그리드 사업의 일환으로 실시간으로 전력사용량이 집계되는 고빈도(high frequency)데이터이다. 이 데이터는 실시간으로 집계될 뿐만 아니라 부문별 전력사용량을 세부적으

로 제공한다. 따라서 AMR 데이터를 활용하게 되면 특정 부문에 대한 분석이 가능해지며 실시간 집계되는 데이터이므로 특정 시점의 사용량인 최대수요에 대한 분석 또한 가능해진다. 본 논문에서는 고빈도 주택용 AMR 데이터를 이용하여 주택용 전력 최대수요 함수를 추정하고 한국의 주택용 전력 최대수요의 가격탄력성 특성을 분석하려고 한다.

이를 위하여 먼저 전력 최대수요에 대한 수요함수를 구축하였는데 특히 전력수요의 기온 반응도를 나타내는 기온반응함수를 로지스틱 전이 회귀모델(Logistic Smooth Transition Regression, LSTR)에 함수계수(Functional Coefficient) 모형을 추가하여 가격-기온 결합 반응함수로 확장하였다. LSTR 모형은 Moral-Carcedo and Vicens-Otero (2005)에서 스페인 일별 전력수요 함수를 추정하기 위해 사용된 모형이다. 그들은 냉난방도일을 통해 냉방수요와 난방수요를 분리하여 추정하는 방식 대신에 전력수요의 비선형적인 기온 반응도를 분석하기 위하여 전력수요의 기온에 대한 변화를 적절하게 완만한 전이(smooth transition)로 추정하는 모형을 이용하여 기온 반응도를 분석하였다. 이러한 LSTR모형은 기온과 전력수요의 비선형성은 잘 반영할 수 있지만, 한국의 누진제 가격 시스템에서 반드시 반영되어야 할 기온과 가격의 비선형적인 움직임을 분석할 수 없다는 문제가 있다.

따라서 본 논문에서는 기온과 전력수요의 비선형성뿐만 아니라 기온과 가격의 비선형성을 동시에 분석할 수 있도록 LSTR 모형의 계수를 가격에 관한 비모수적인 함수로 모형화하는 함수계수(functional coefficient) 모형을 도입하였다. 이를 통해 가격과 기온의 비선형성을 보다 효과적으로 분석하려고 한다. 추정결과 기온이 1단위 변화할 때 기온 변화에 따른 최대수요의 변화 정도는 비선형적으로 나타났으며, 냉방 기온과 난방 기온에 대해서 비대칭적으로 추정되었다. 특히 혹한기와 혹서기의 기온 변동에 매우 민감한 것으로 나타나 주택용 전력가격의 누진제 효과가 명시적으로 나타남을 볼 수 있었다. 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 사용된 전력 최대수요 모형 및 추정 방법에 관해서 서술하고 3장에서는 사용된 데이터의 특성에 관해서 설명하였으며 4장에서 추정결과, 5장에는 결론의 순서이다.

2. 최대 전력 수요 모형

전력은 기본적으로 비저장성(non-storability)의 특징을 가지고 있어서 초단기적으로 그 공급이 고정된 상태이다. 따라서 전력수요가 높은 냉방 기온대나 난방 기온대에서 최대수요가 어떻게 변화할지를 분석하는 것은 전력 경제학 연구의 매우 중요한 관심사 중 하나이다. 더구나 최근 한국의 경우처럼

이상기온에 의하여 냉난방 수요가 급격히 변화하는 상황에서는 전력 최대수요 분석에 대한 필요성이 더욱 강화된다. 이러한 외부적인 기온 요인과 더불어 내부적인 요인인 한국의 주택용 요금 체계의 개편은 기존 연구에서 분석되지 않았던 새로운 수요 환경 변화이기 때문에 전력 최대수요와 가격, 기온에 대한 체계적인 분석이 필요한 상황이다. 이를 위하여 본 논문에서는 기온과 최대수요 그리고 기온과 가격탄력성의 두 가지 형태의 비선형성을 모형화하는 것을 목표로 최대수요 모형을 구성하였다. 이는 한국 주택용 요금의 누진제 효과의 분석을 위해 필요한 작업이고 기존의 논문에서 시도되지 않았던 새로운 추정방식이다. 이러한 분석을 위하여 본 논문에서는 기온반응함수(Temperature Response Function)와 가격변수를 반영한 함수계수(Functional Coefficient)를 도입하여 수요함수를 추정한다.

본 논문에 사용하는 비선형 기온반응함수는 기본적으로 기온에 대한 에너지 수요의 민감도를 측정하는 함수이다. 즉, 기온이 1단위 변화할 때 기온 변화에 따른 최대수요의 변화 정도를 나타낸다. 이러한 기온반응함수가 필요한 가장 큰 이유는 기온 변화에 따른 최대수요의 반응도가 비선형적인 것과 동시에 냉방 기온과 난방 기온에서 비대칭적이기 때문이다. 예를 들어, 기온이 20도에서 21도로 상승하면 냉방수요가 발생하지 않지만 35도에서 36도로 상승한다면 냉방수요는 폭발적으로 증가할 것이다. 이러한 기온반응함수는 기존의 연구에서 이미 도입되어 분석되었고 보다 구체적으로는 Chang et al. (2016b), 김인무 외 (2011)에 자세히 설명되어 있다.

본 논문에서는 비선형 기온반응함수 추정을 위해 위의 두 논문에서 사용되었던 비모수적인(nonparametric) 기온반응함수를 사용하지 않고 Moral-Carcedo and Vicens-Otero (2005)에서 전력 수요함수 추정에 사용된 모수적인 LSTR(Logistic Smooth Transition Regression) 모델로 비선형적인 기온반응함수를 추정하였다. 본 논문에서는 다른 측면의 비선형성인 기온과 가격탄력성의 분석을 위해 LSTR에 비모수 함수계수를 추가로 고려하였고, 이러한 기온반응함수 모형의 확장은 기온과 가격에 따른 다양한 측면의 전력 최대수요를 분석할 수 있게 해준다. 이번 장에서는 본 논문에서 쓰이는 모형과 추정방법을 설명하고자 한다.

2.1. 추세 및 특수일 효과 제거

전력 최대수요는 기온과 가격 외에도 경제성장 등 시간에 따라서 성장하며 단기적으로는 공휴일 등 특수일에 따라 수요가 변동하는 것이 일반적이다. 기온과 가격의 효과를 분석하기 위해서는 다른 변수들의 효과를 통제할 필요가 있다. 이러한 추세적 요인과 특수일에 관련된 효과를 제거하는 과정은 정확한

수요함수 추정을 위해 반드시 필요하다. 이를 위해 우리는 아래와 같은 방법으로 추세와 특수일 효과를 제거하였다.

$$y_{it} = \alpha_i + \beta_{0i}t + \beta_{1i}t^2 + \beta_{2i}t^3 + \delta_i SDE_{it} + v_{it}. \quad (1)$$

Moral-Carcedo and Vicens-Otero (2005)에서도 수식 (1)을 이용하여 기온 외 최대수요에 영향을 줄 수 있는 추세, 특수일 효과들을 제거하였다. 여기서 i 는 1시, 2시 등 시간을 의미하고 y_{it} 는 시간별 AMR 전력사용량, SDE_{it} 는 유효일수이다. 유효일수는 Chang et al. (2014)에서 사용한 월 유효일수¹에 대응되는 개념으로써 전력사용량을 기준으로 변환한 표준일이다.²

일반적으로 평일, 토요일, 공휴일, 명절 등 요일의 성격에 따라 전력사용량은 매우 다르게 나타날 것이다. 따라서 일별 전력사용량을 바탕으로 근무일을 1로 가정하면 특수일들은 1과는 다른 요일효과(special-day effects)가 있을 것이다. 이러한 특수일의 효과를 고려하여 실제 일에 대응되는 유효한 일수(effective days)를 계산해 볼 수 있다. 즉, 근무일 전력사용량을 기준으로 각 일의 유효한 일수를 표준화한 것이 유효일수의 개념이다. 유효일수에 대한 구체적인 정의 및 추정방법은 Chang et al. (2014)에 상세하게 기술되어 있다.

유효일수를 계산하기 위해서는 일별 시계열 자료가 필요하다. AMR 데이터는 시간(24시간)과 일(daily)의 패널형식 데이터이므로 특정 시간을 고정해 놓으면 시간대별 일별 데이터가 된다. 이렇게 AMR 데이터를 일별 시계열로 보아 각 i 마다 유효일수를 달리 도출하였다. 왜냐하면 시간대별로 특수일의 특성들이 다를 것이기 때문이다. 예를 들어 공휴일의 8시 전력 사용량은 출근하지 않기 때문에 줄겠지만, 15시 전력사용량은 오히려 가정에 사람이 있게 되므로 늘어날 것이다. 이렇게 각 i 마다 다른 유효일수는 아래 식에 의해서 추정 및 계산되었다.

$$RD_{it} = a_{0i} + a_{1i}D_{1t} + a_{2i}D_{2t} + \dots + a_{ki}D_{kt} + e_{it}, \quad (2)$$

$$SDE_{it} = \hat{a}_{0i} + \hat{a}_{1i}D_{1t} + \hat{a}_{2i}D_{2t} + \dots + \hat{a}_{ki}D_{kt}. \quad (3)$$

¹유효일수를 월별로 합한 것이 월 유효일수이다.

²Moral-Carcedo and Vicens-Otero (2005)에서도 수식 (1)과 같이 추세와 특수일 효과를 제거하였다. 본 논문의 유효일수를 해당 논문에서는 근무일 효과(Working Day Effect)로 정의하였는데 둘은 기본적으로 동일한 개념이다.

수식 (2)에서 RD_{it} 는 상대수요로써 일별사용량/근무일평균으로 정의된다. 근무일 평균은 해당 주의 화에서 금요일까지 전력 사용량의 평균을 의미한다.³ 그리고 k 는 사용된 특수일 개수를 의미한다.⁴ 각 시간대 i 마다 수식 (2)를 추정하고 그 추정된 추정치로 수식 (3)과 같이 유효일수를 각 i 마다 계산하였다.

2.2. LSTR 모델

위에서 소개한 대로 Moral-Carcedo and Vicens-Otero (2005)에서는 스페인 전력 수요 함수를 추정하기 위해 비선형 LSTR모형을 도입하였다. 본 논문에서도 모수적인 기온반응함수 모형화하기 위해 아래와 같은 LSTR모형을 사용한다.

$$\tilde{y}_{it} = f(x_{2it}, \theta) + \varepsilon_{it} \tag{4}$$

여기서 x_{2it} 는 시간별 기온, \tilde{y}_{it} 는 전력 사용량에서 추세 및 특수일 등 결정적인 요인(deterministic component)을 제거한 잔차이다. 수식 (4)의 f 는

$$f(x_{2it}, \theta) = (a_1 + b_1x_{2it})[1 - G(x_{2it}; \gamma, c)] + (a_2 + b_2x_{2it})G(x_{2it}; \gamma, c), \tag{5}$$

와 같이 정의되고. G 는

$$G(x_{2it}; \gamma, c) = \frac{1}{1 + \exp(-\gamma(x_{2it} - c))} \tag{6}$$

의 형태로 주어진다. 수식 (5)는 LSTR형태의 기온반응함수이고 $\theta = (a_1, b_1, a_2, b_2, \gamma, c)'$ 로 정의된다. 수식 (6)은 로지스틱 전이함수(Logistic Transition Function)이며, γ 가 전이속도, c 는 변곡점이다. x_{2it} 는 전이 변수(transition variable)이며, x_{2it} 의 값에 따라서 G 함수는 0과 1사이에 값을 부드럽게

³월요일의 사용량은 일요일의 전력 사용량 패턴에 영향을 받기 때문에 근무일의 계산에서 제외되었다.

⁴사용된 특수일은 월요일, 토요일, 일요일, 신정, 3.1절, 노동자의 날, 어린이날, 현충일, 광복절, 개천절, 크리스마스, 한글날, 12월 31일, 부처님오신날, 명절 -2, -1, 당일, +1일, +2일, +3일, 선거일, 임시공휴일, 여름휴가, 샌드위치데이 총 24개이다.

변화한다. $x_{2it} \rightarrow +\infty$ 이면 1, $x_{2it} \rightarrow -\infty$ 이면 0의 값을 가지는 특징을 지닌다. LSTR모형의 의미를 살펴보기 위해서 수식 (5)을 정리해보면 아래와 같다.

$$f(x_{2it}, \theta) = (a_1[1 - G(x_{2it}; \gamma, c)] + a_2G(x_{2it}; \gamma, c)) + (b_1[1 - G(x_{2it}; \gamma, c)] + b_2G(x_{2it}; \gamma, c))x_{2it} \quad (7)$$

위 수식 (7)에서 보이듯이 절편(intercept)과 기울기(slope)는 x_{2it} 에 따라 부드럽게 변화하는 형태이다. 전이함수인 G 는 0과 1사이에 값을 가지기 때문에 극단적으로 0이 되면 $f(x_{2it}, \theta) = (a_1 + b_1x_{2it})$ 이 되고, 1이 되면 $f(x_{2it}, \theta) = (a_2 + b_2x_{2it})$ 형태의 단순 선형 회귀식이 된다. 따라서 x_{2it} 에 의해서 절편과 기울기가 변화하고 이로 인해 비선형적인 기온반응함수를 고려할 수 있게 된다.

2.3. 함수계수 LSTR 모델

Moral-Carcedo and Vicens-Otero (2005) 사용된 LSTR 함수에서 계수는 고정되어 있지만, 본 논문에서는 가격에 따라서 변화하는 가격-기온 결합 반응함수를 추정하기 위해서 LSTR 계수를 가격에 따라서 변화하는 함수로 설정하고 아래와 같은 함수계수 LSTR 모형으로 확장하였다.

$$\tilde{y}_{it} = f(x_{2it}, \theta(z_t)) + \eta_{it}, \quad (8)$$

여기서 f 는

$$f(x_{2it}, \theta(z_t)) = (a_1(z_t) + b_1(z_t)x_{2it})[1 - G(x_{2it}; \gamma, c)] + (a_2(z_t) + b_2(z_t)x_{2it})G(x_{2it}; \gamma, c) \quad (9)$$

으로 주어진다. 수식 (4)과 수식 (8)의 차이점은 θ 가 더 이상 고정계수가 아니라 가격(z_t)에 따라서 변화하는 함수계수라는 점이다. 모형의 안정적인 추정을 위해 로지스틱 전이함수의 다른 계수인 γ, c 에는 함수계수를 적용하지 않았다.

Teräsvirta (1994), Dijk et al. (2002)에서 지적한 바와 같이 로지스틱의 파라미터 γ, c 를 비선형 최소자승법(Nonlinear Least Square)으로 추정하면 이들의 초기 값(initial value)에 민감한 특징을 보인다. 이에 따라 LSTR의 다른 파라미터인 a_1, b_1, a_2, b_2 역시 추정 결과가 불안정하였다. 따라서 본 논문에서는 Dijk et al. (2002)에서 제시한 바와 같이 두 단계로 나누어 첫 번째 단계에서는 불안정한 γ, c 를 먼저 추정하여 이를 고정시켜놓고 다음 단계에서 다른 파라미터들을 추정하였다.

로지스틱 파라미터를 고정함으로써 선형의 함수계수 모형으로 전환되고 추정 과정의 수치적 최적화의 문제가 보다 단순화 된다. 이로 인해 γ, c 추정의 안정성과 계산상의 효율성 역시 얻을 수 있었다. 하지만, 반대로 이렇게 고정함으로써 함수계수 모형으로 얻는 모형의 유연성(flexibility)을 잃을 수 있다. 지면의 한계로 인해서 결과를 수록하지는 않겠지만, 본 논문의 분석결과 기온 반응함수의 가격에 대한 변화는 다른 파라미터에 함수계수를 적용함으로써 충분히 유연화할 수 있었다. γ, c 에 함수계수를 적용하게 되면 오히려 과도하게 유연화되어 기온반응함수의 계수가 가격에 대해서 불안정하게 추정되는 형태가 나타났다.

2.4. 추정방법

본 논문에서 사용된 함수계수 추정법은 Chang et al. (2016a)을 따른다. 수식 (8)과 (9)을 다시 정리하면,

$$\tilde{y}_{it} = \phi(x_{2it}, z_t)x_{2it} + \eta_{it}, \tag{10}$$

이고 여기서 ϕ 는

$$\begin{aligned} \phi(x_{2it}, z_t) = & [a_1(z_t)(1 - G(x_{2it}; \gamma, c)) + a_2(z_t)G(x_{2it}; \gamma, c)] \frac{1}{x_{2it}} \\ & + [b_1(z_t)(1 - G(x_{2it}; \gamma, c)) + b_2(z_t)G(x_{2it}; \gamma, c)] \end{aligned} \tag{11}$$

와 같이 주어진다. γ, c 가 알려져 있다면 $\phi(x_{2it}, z_t)$ 의 형태를 이용하여 수식 (10)과 같이 ϕ 는 x_{2it}, z_t 의 함수로 정의될 수 있다. 즉, 기온에 대한 전력 사용량의 계수, 기온계수(temperature coefficient)⁵로 해석할 수 있다. 종속변수와 주요 설명변수 x_2 간의 관계를 나타내는 ϕ 는 2가지 변수에 의해서 변화한다. 본 논문에서 사용된 LSTR 함수계수 모형은 가격이 비모수적으로 정의되어 기존의 모형과 차별성이 있다.

⁵기온은 로그를 취하지 않은 것이고 전력사용량은 로그를 취했으므로 일반적으로 ϕ 가 의미하는 것은 기온 1도가 변화할 때 이에 대응되는 전력 사용량의 변화 %이다. 따라서 본 논문에서 사용된 수식은 준 탄력성(semi-elasticity)과 연결된다. 하지만 $\partial \tilde{y} / \partial x_2 = (\partial \phi / \partial x_2)x_2 + \phi$ 이므로, ϕ 가 준 탄력성에 정확하게 대응되는 것이 아니다. 따라서 본 논문에서는 Chang et al. (2016a)와 같이 기온 계수라는 별도의 명칭을 사용하였다.

모형의 추정은 먼저 우리가 γ, c 를 알고 있다고 가정하면, 수식 (10)은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} \tilde{y}_{it} = & a_1(z_t) + (a_2(z_t) - a_1(z_t))G(x_{2it}) \\ & + b_1(z_t)x_{2it} + (b_2(z_t) - b_1(z_t))G(x_{2it})x_{2it} + \eta_{it}. \end{aligned} \quad (12)$$

이를 정리해보면,

$$\tilde{y}_{it} = X'_{2it} \psi(z_t) + \eta_{it} \quad (13)$$

이 되고 여기서 $X_{2it} = (1, G(x_{2it}), x_{2it}, G(x_{2it})x_{2it})'$, $\psi(z_t) = (a_1(z_t), a_2(z_t) - a_1(z_t), b_1(z_t), b_2(z_t) - b_1(z_t))'$ 이다. 수식 (13)은 비모수적 함수계수인 $\psi(z_t)$ 가 고려된 모델이다. 어떤 국소점(local point) z^* 에 대해서, ψ 의 추정치는 다음과 같다.⁶

$$\psi(z^*) = \left(\sum_{i,t} X_{2it} W_t(z^*) X'_{2it} \right)^{-1} \sum_{i,t} X_{2it} W_t(z^*) \tilde{y}_{it} \quad (14)$$

여기서 $W_t(z^*) = K\left(\frac{z_t - z^*}{h_z}\right)$ 으로 정의된 커널(kernel) 함수이고, 본 논문에서는 $K(\cdot)$ 은 표준정규 커널 함수를 사용하였다. 일단 γ, c 를 알고 있다는 상태에서 수식 (14)를 도출하였지만 실제로 γ, c 를 추정하기 위해서 X_{2it} 를 γ, c 에 대한 함수 형태로 바꿔보면, 수식 (14)은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\hat{\psi}(\gamma, c; z^*) = \left(\sum_{i,t} X_{2it}(\gamma, c) W_t(z^*) X'_{2it}(\gamma, c) \right)^{-1} \sum_{i,t} X_{2it}(\gamma, c) W_t(z^*) \tilde{y}_{it} \quad (15)$$

이제 목적 함수는

$$SSE(\gamma, c) = \sum_{i,t} (\tilde{y}_{it} - X'_{2it}(\gamma, c) \hat{\psi}(\gamma, c; z_t))^2 \quad (16)$$

과 같이 잘 정의가 되고 최종적으로 수식 (16)를 최소화하는 γ, c 를 찾고 그 다음 추정된 γ, c 을 통해서 ψ 를 추정하여 가격-기온 결합 반응함수를 도출하였다.

⁶함수 계수 모형에 관해서는 Cai et al. (2009)에 상세히 설명되어 있다.

본 논문은 추정에 비모수 방법론을 사용하였기 때문에 너비띠(bandwidth) 파라미터가 중요하다. 하지만, 함수계수에 사용되는 변수인 가격은 일반적으로 비정상적인(nonstationary)시계열이다.⁷ Chang et al. (2016a)에서 지적한 바와 같이 일반적으로 최적 너비띠 선택에 사용되는 방법들은 정상적인(stationary) 시계열에 적용되는 방법이다. 이러한 방법들을 그대로 적용할 경우 너비띠가 과소 평활화(under-smoothing)될 가능성이 높다. 본 논문에서는 일반적으로 사용하는 Silverman's rule of thumb를 적절하게 넓혀서 사용하였다.⁸ 본 논문에서는 일정 범위의 너비띠 하에서 결과가 강건성(robustness)을 지님을 확인하였으나 비정상 시계열에 대한 너비띠 추정방법에 대한 부분은 추후 연구가 이루어져야 하는 부분이다.

일단 수식 (8)에서 \hat{f} 이 추정되고 나면 가격탄력성은 아래와 같은 근사 식으로 도출될 수 있다.

$$\frac{\partial \bar{y}}{\partial z} \approx \frac{\hat{f}(x_2, z_2) - \hat{f}(x_2, z_1)}{z_2 - z_1} \tag{17}$$

본 논문에서는 수식 (17)와 같이 가격탄력성을 근사시켜서 분석하였다. 여기서 z_2, z_1 는 임의의 두 가격으로 둘의 차이는 0.01단위로 고정했다. 수식 (17)에서 나타나는 특징은 기온을 변화시킴으로써 가격탄력성이 변화할 것이라는 점이다. 따라서 기온과 가격에 따라서 변화되는 가격탄력성이 최종적으로 도출된다.

가격탄력성을 계산하기 위해서는 먼저 기온을 고정해야 하는데 이를 위해서는 피크 시간의 기온을 살펴볼 필요가 있다. 3장에서 더 자세하게 이야기를 하겠지만 본 논문에서 사용한 AMR 데이터는 모든 주택용 전력사용량을 포괄하지 못한다. 따라서 AMR 자료를 활용하여 피크 시간을 분석하는 것은 제한된 정보로 인해서 불완전하다. 그래서 분석 대상으로 삼은 것은 전체 피크 발생 시 기온이며 이는 전체 시간별 발전량 자료를 토대로 분석되었다. 연도별 피크 기온에 대한 구체적인 결과는 부록 표 4에 수록하였으며 최근인 2016년을 보면 하계 피크는 약 35도, 동계 피크는 -5.7도에서 발생하였다.

⁷부록의 표 3에 단위근 검정결과를 수록하였다.

⁸너비띠 $h_z = 1.06 * \hat{\sigma} * n^{-1/5} * m$ 를 사용하였다. 여기서 $\hat{\sigma}$ 는 표본 표준 편차이고 n 은 표본 수, m 은 배수(multiplier)이다. 최종적으로 m 은 12를 사용하였다. 배수에 대한 강건성(robustness)을 확인해 본 결과 배수가 8에서 12 정도 범위에서는 유사한 결론이 도출되었으나, 이외의 범위에서는 각각 과소, 과대 평활로 인해서 가격-기온 결합 반응함수가 불안정하거나 지나치게 평활하게 추정되었다.

3. 데이터

3.1. AMR 데이터

AMR 데이터는 전력 부문에 따라 7개의 업종⁹으로 제공되며, 본 논문에서는 주택용만 대상으로 하였다. 표본 기간은 2009년 5월 8일부터 2017년 11월 30일까지(3129일)이다.¹⁰ 데이터의 형태는 일별 24시간 전력 사용량 데이터이고 (3129 x 24)의 패널 자료 형태로 제공되고 있다. AMR은 고압용 전력을 집계하는 자동 검침 시스템이며, 저압용은 2013년부터 시작하여 2020년 구축 완료를 목표로 사업이 진행 중이다.¹¹

김인무 외 (2016), Chang et al. (2016b) 등에서 지적하듯이 기본적으로 월별로 측정되는 전력판매량 자료는 검침구 문제라는 데이터 집계 상의 문제가 존재한다. 예를 들어 주택용 전력판매량은 총 21개의 다른 검침일에서 집계되고 있다. 따라서 검침일에 따라 이번 월 판매량에 전월의 사용량이 들어가며 반대로 이번 월 사용량은 일부 다음 월에 집계되고 있다. 이러한 시차가 존재하는 것이 주택용 전력판매량 집계의 검침구 문제이다. AMR 데이터는 실시간 집계 자료이므로 이러한 검침일에 따른 집계 시차의 문제가 발생하지 않으며 더욱 정확한 가격탄력성 추정이 가능해진다.¹²

그림 1은 2010년과 2016년 일별 시간별 주택용 AMR 데이터를 그린 그래프이다. x축을 보면, 시간별 전력 사용량이 쌍봉 형태를 보인다. 오전 9시경에 1차 피크를 보이고 이후 시간에서는 감소하였다가 저녁 시간인 20시경에 2차 피크를 나타내고 있다. 이는 일반적인 하루 생활 주기를 생각해보면 자연스럽다. 아침에는 출근 준비 등으로 전력 사용량이 증가하고 오후에는 가정에 사람이 없으므로 사용량이 줄었다가 저녁에 다시 퇴근하여 사용량이 다시 증가한다.

다음으로 y축을 보면 계절별 전력사용량 패턴을 확인할 수 있다. 봄·가을에는 사용량이 상대적으로 적고 여름철과 겨울철에는 높다. 2010년과 2016년을 비교해보면, 해당 연도의 기온에 따라 계절성의 차이가 보인다. 2016년의

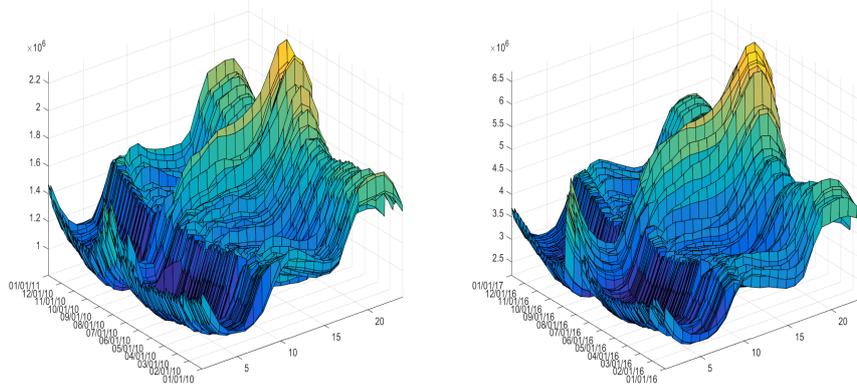
⁹주택용, 일반용, 산업용, 농사용, 교육용, 가로등, 심야

¹⁰AMR 데이터는 2009년 1월 1일부터 이용 가능하였다. 하지만, 2009년 5월 7일 자료 데이터 단절(break)이 발생하여 이를 제외하고 2009년 5월 8일 자부터 사용하였다.

¹¹박종일, et al. (2017)에 따르면, 2017년 7월 현재 저압용 보급률은 전국기준 약 67%로써 2020년사업 완료 시 전체 저압 고객인 약 2,200만 호에 저압 전자식 전력량계가 부설될 예정이라고 한다. 현재 AMR 데이터는 주로 아파트용 고압에 보급되어 있어 이 데이터가 한국 주택용 전체 표본을 잘 대표한다고 할 수는 없지만 이러한 문제점은 AMR 보급이 점차 확대되면서 개선될 수 있을 것이다.

¹²검침일의 문제는 Chang et al. (2016b)에 보다 추가적인 설명이 되어 있다.

1: 일별 시간별 주택용 AMR 데이터



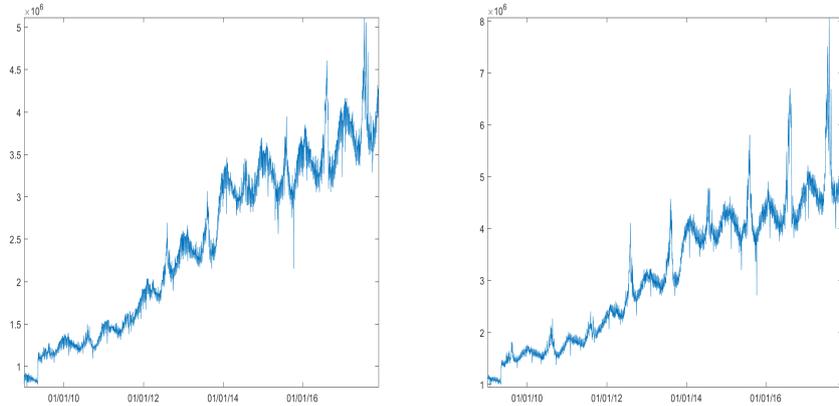
Notes: x축은 시간, y축은 날짜(일), z축은 전력 사용량이다. 즉, y축의 특정일을 고정해 놓고 x축으로 해석하면 시간별 주택용 전력사용량을 의미한다. 좌측 그림은 2010년, 우측 그림은 2016년의 AMR 3차원 그래프이다.

경우 2010년에 비해서 동계의 사용량은 하계보다 상대적으로 작아 보이는데, 이는 두 시기의 겨울철 기온 차이에 기인한다. 실제로 기상청의 2010년과 2016년 지역별 평균기온을 보면, 서울은 2016년이 2010년에 비해서 2.5도 높았으며, 대전은 2.4도, 대구는 2.0도, 광주는 2.2도, 부산은 2.1도 높았다.

그림 2은 9시 시간과 21시 시간의 일별 전력사용량 그래프이다. 그림 1는 특정 연도만 그린 것이지만 그림 2는 전체 기간이라는 점에서 전체적인 계절성과 최대수요의 움직임이 잘 나타나 있다. 그림 2에서 볼 수 있듯이 여름과 겨울에서는 전력 사용량이 증가하고 봄·가을에는 감소한다. 여름과 겨울을 비교해보면 여름의 사용량이 겨울보다 상대적으로 크게 나타난다. 시간대별로 냉난방 수요 패턴이 비슷하다는 것은 시간대별로 기온반응함수가 크게 차이 나지 않을 것을 의미한다.

따라서 본 논문에서는 각 시간대 자료들을 모두 합쳐서 결합(pooling) 모형으로 추정하였다. 실제로 각 시간대의 기온반응함수를 개별적으로 추정해본 결과 이들의 차이는 그렇게 크지 않았다. 이들을 통합하여 사용함으로써 데이터의 관측수를 충분히 크게 할 수 있었고 모형의 강건성(robustness)을 더 확고하게 만들 수 있었다. 본 논문의 목적은 최대수요의 가격탄력성 분석이므로

2: 시간대별 일별 전력사용량



Notes: x축은 전체 표본 기간, y축은 전력 사용량이다. 좌측 그림은 9시 사용량의 일별 시계열, 우측 그림은 21시 사용량의 일별 시계열이다.

피크 발생 시간대인 9시에서 21시까지의 시간대별을 대상으로 하였고 나머지 시간대의 데이터는 사용하지 않았다.¹³

3.2. 가격데이터

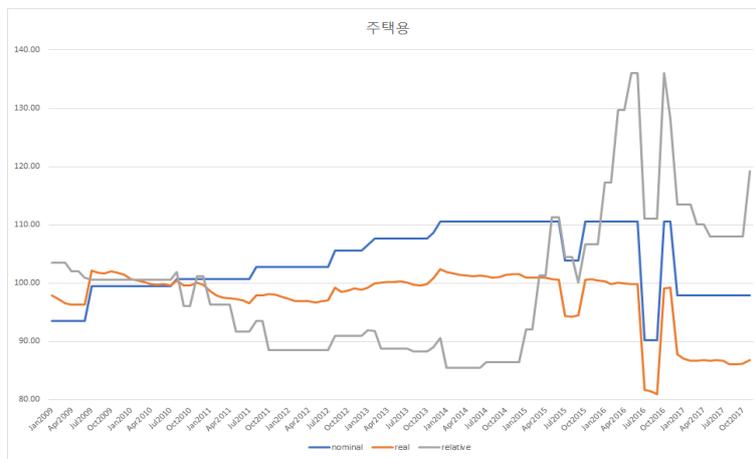
그림 3은 본 논문에 사용된 가격인 한국은행 주택용 전력 가격지수를 그린 것이다. 이 지수는 명목 가격지수이므로 그림에서 보이듯이 가격의 경직성이 강하다. 따라서 정확한 가격탄력성의 추정을 위해서 명목가격을 그대로 사용하지 않고 소비자 물가지수를 이용하여 실질가격으로 변환하여 사용하였다.

한국의 전력가격 요금은 정책적으로 책정되는 경우가 많아서 명목가격은 그림 3에서 볼 수 있듯이 경직적으로 움직였다. 2009년 1월부터 2017년 11월까지 107개의 월별 데이터에서 가격이 전월 대비 변화한 달은 총 14번에 불과하였다. 그리고 최근에 매우 크게 변화하였다. 2016년 7월에 전월 대비 20.32% 감소하였는데, 이 시기는 주택용 누진제가 임시로 완화되었던 시기이다. 그 다음 2016년 12월부터 누진제 요금체계가 개편되었는데 2016년 12

¹³실제로 주 용도별(주택, 일반, 산업) AMR 데이터를 통해 일별 피크 발생 시간을 각각 분석해본 결과 대부분 9시부터 21시 사이에 발생하였다. 그리고 전체 발전량 피크가 발생하는 시간을 보면 하계는 대개 15시부터 17시 사이, 동계는 오전 10시부터 11시에 많이 발생하였다.

월은 전월 대비 12.19%나 감소하였다. 그 이후에 2017년 11월까지 명목 가격은 계속 고정되어 있다. 실질가격은 명목가격보다 소비자 물가지수의 변화로 인해서 조금 더 움직임이 있다. 특히 최근 2017년을 보면 명목가격은 계속 고정되어 있지만 소비자 물가지수의 상승으로 인해서 상대적으로 실질가격이 하락하는 모습을 보여준다.

3: 주택용 전력 가격



본 논문에서는 실질가격 외에도 통계 기온대의 가격탄력성을 추정하기 위해 가스와의 상대가격을 사용하여 가격탄력성을 추가로 도출해보았다. 이는 난방수요에서 주로 가격에 의해 가스와의 대체 효과가 발생하는데 실질가격 만으로는 이러한 가격 대체효과의 분석이 불충분하다고 판단했기 때문이다. 상대가격을 정의하기 위해서는 도시가스 가격이 필요하고 이 역시 한국은행 주택용 도시가스 가격지수를 사용하였으며 상대가격=(전력/가스)*100 으로 정의하였다. 마지막으로 모든 가격 데이터는 월별 자료이므로 일별 자료로 변환하기 위해서 해당 월의 가격 데이터가 일별로는 모두 같다고 가정하였다.

그림 3에 의하면 통계 가격탄력성 추정에 사용되는 상대가격은 2009년 이후 완만하게 계속 하락하였다. 이때 도시가스가 전력보다 가격경쟁력이 약해져서 특히 난방수요에서 전기난방으로 전환되었던 시기이다. 2015년 이후 도시가스 가격이 하락하기 시작하면서 상대가격이 가파르게 증가하고 있다. 그러다가 최근에는 전력 가격의 하락으로 인해 다시 상대가격이 약간 하락한 상황이다. 본 논문에서는 최종적으로 실질가격과 상대가격 두 가지 가격 정의에

따라서 각각 가격탄력성을 도출해보았다.

3.3. 기온데이터

기온데이터는 기상청 일별 시간별 자료를 사용하였다. 전국을 대표하는 기온데이터를 계산하기 위해서 Chang et al. (2016b)과 같이 5대 도시(서울, 대전, 대구, 부산, 광주) 기온자료를 사용하였다. 이를 전국 기온자료로 변환하기 위해 시간별 기온자료를 지역별 전력판매량으로 가중 평균¹⁴ 하여 사용하였다. 최종적으로 AMR 데이터, 가격데이터는 로그를 취해서 사용하였다.

4. 주요결과

4.1. 추세 및 특수일 추정결과

1: 특수일 효과 추정결과

	9시	15시	20시		9시	15시	20시
상수항	1.00***	1.00***	1.00***	12월31일	-0.02**	0.05***	-0.02**
월요일	0.00**	0.01***	0.02***	부처님	-0.06***	0.12***	0.01
도요일	-0.02***	0.11***	-0.02***	명절-2	0.00	0.08***	0.01
일요일	-0.06***	0.14***	0.05***	명절-1	-0.04***	0.18***	-0.07***
신정	-0.11***	0.08***	0.00	명절	-0.09***	0.01	-0.12***
3.1절	-0.06***	0.13***	0.03***	명절+1	-0.13***	0.10***	-0.02***
노동절	-0.01	0.07***	0.02	명절+2	-0.05***	0.12***	0.02***
어린이날	-0.06***	0.06***	-0.03**	명절+3	-0.02***	0.07***	0.02***
현충일	-0.06***	0.13***	0.02*	선거일	-0.02*	0.13***	0.05***
광복절	-0.06***	0.08***	-0.01	임시공휴일	-0.03***	0.05**	-0.03**
개천절	-0.05***	0.11***	0.02	여름휴가	-0.01**	0.04***	0.02***
크리스마스	-0.07***	0.10***	0.01	샌드위치	-0.01	0.03***	-0.02**
한글날	-0.05***	0.11***	0.02				

Notes: 시간대별 특수일 효과 추정 결과. *** : p-value < 0.01, ** : p-value < 0.05, * : p-value < 0.1 이다. 모든 시간대별로 추정했지만 지면의 한계로 인해서 일부 시간대만 첨부했다.

유효일수 계산을 위한 특수일 효과 추정 결과가 표 1이다. 휴일은 전력사용량에 양의 효과, 음의 효과가 모두 나타날 수 있다. 예를 들어 휴일에 집에서 휴식을 취한다면 사용량이 늘어날 것이며, 반대로 외부 활동을 위해 외출한다면

¹⁴전력 판매량은 한전 시군구별 전력판매량 데이터를 사용하였다. 월별 자료이며 이를 지역별로 합하여 월별 지역별 가중치를 계산하였다. 해당 데이터가 월별이므로 특정 월의 모든 일은 동일한 지역별 가중치가 사용되었다.

사용량이 줄어들 것이다. 특수일 효과 추정 결과들 역시 시간대별로 결과들이 혼재하였다.

먼저 9시 추정 결과를 보면 월요일을 제외하고 모두 음수로 추정되었다. 신정의 경우 근무일 대비 11%나 적게 사용되면서 가장 큰 하락 폭을 보였다. 노동자의 날, 명절 -2일, 선거일, 샌드위치 날은 유의하지 않았다. 이와 같은 날들은 휴일이지만 준 공휴일에 해당하는데 근무일과 비교해 볼 때 유의하지 않다는 것은 자연스러워 보인다.

다음으로 15시는 명절을 제외하고 휴일에 전력사용량이 모두 양으로 유의하였다. 휴일에는 근무일보다 주간 시간대에 집에 있는 사람의 숫자가 늘어나고 그에 따라 전력사용량이 증가할 것이므로 이러한 현상이 반영된 결과로 보인다. 하지만 명절은 다른 특수일에 비해서 외부 활동이 있는 특수일이기 때문에 일반적인 휴일의 패턴과는 다른 모습이 보였다.¹⁵ 반대로 저녁 시간대에서는 유의하지 않은 날들이 많았다. 20시를 기준으로 신정, 노동자의 날, 현충일, 광복절, 개천절, 크리스마스, 한글날, 석가탄신일, 명절-2일 의 특수일이 유의하지 않았는데 이는 앞서 이야기한 바와 같이 양의 효과와 음의 효과가 상쇄되었기 때문으로 보인다.

2: 추세 및 특수일 효과 추정 결과

	9시	15시	20시
상수항	12.89***	12.78***	13.06***
t	4.E-04***	4.E-04***	5.E-04***
t2	2.E-07***	2.E-07***	1.E-07***
t3	-6.E-11***	-6.E-11***	-5.E-11***
SDE	1.01***	0.96***	1.02***

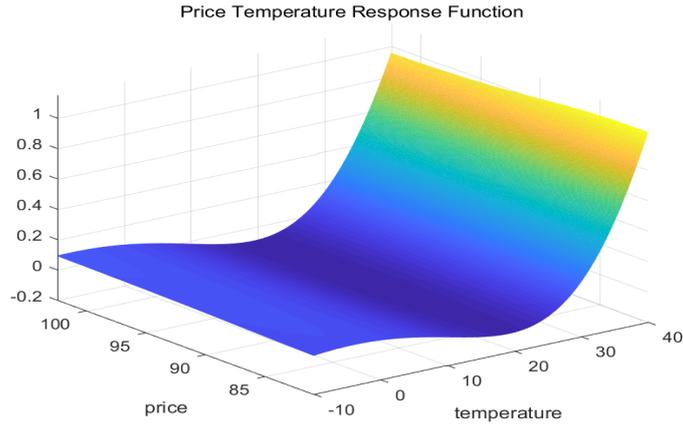
Notes: *** : p-value < 0.01, ** : p-value < 0.05, * : p-value < 0.1 이다. 모든 시간대별로 추정했지만 지면의 한계로 인해서 일부 시간대만 첨부했다.

표 2의 추세 및 유효일수의 추정결과를 보면 추세와 유효일수 모두 유의하였다. 특히 유효일수의 계수는 양수로 추정되었는데 유효일수의 정의에 의해서 유효일수가 증가하면 전력사용량이 증가하는 것으로 추정되었다. 이 추정 결과를 활용하여 추세 및 특수일 효과를 제거하였다.

¹⁵ 설날 같은 명절에는 가정에 전력사용량이 증가하는 요인과 감소하는 요인이 둘 다 발생하여 다른 특수일과 명절의 효과가 차이 나는 것으로 추정되었다.

4.2. 실질가격을 이용한 가격탄력성 추정

4: 가격-기온 결합 반응함수 추정 결과



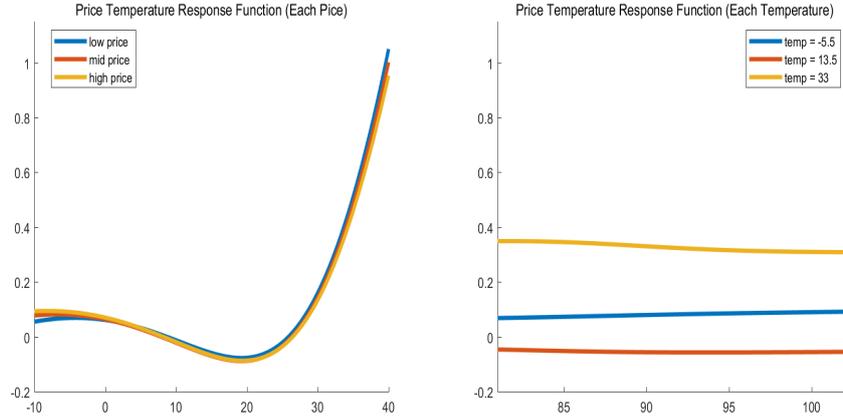
Notes: 그림 4는 $\hat{f}(x_2, \theta(z^*)) = (\hat{a}_1(z^*) + \hat{b}_1(z^*)x_2)[1 - G(x_2; \hat{\gamma}, \hat{\epsilon})] + (\hat{a}_2(z^*) + \hat{b}_2(z^*)x_2)G(x_2; \hat{\gamma}, \hat{\epsilon})$ 을 각 기온(x_2), 가격(z)에 대해서 그린 결과이다.

그림 4은 실질가격으로 추정한 가격-기온 결합 반응함수이다. 그림에서 명확히 드러나듯이 기온에 대해 최대수요는 비선형적으로 반응하고 있으며 이러한 기온반응함수는 가격에 대해서 부드럽게 변화하는 형태로 추정되었다.

그림 5은 최대수요와 가격, 기온 간의 관계를 더 명확히 살펴보기 위하여 가격과 기온에 대해서 3차원 가격-기온 결합 반응함수를 2차원으로 전환한 그래프이다. 좌측은 특정 가격으로 그린 것이며, 우측은 특정 기온에 대하여 그린 것이다.

좌측의 그림에서 X축은 기온이며 냉방기온이 난방기온보다 반응함수가 더 가파르다. 즉, 냉방기온에서 1도의 상승은 난방기온 1도의 하락보다 더 가파르게 전력 사용량이 증가한다. 그리고 기온에 대해서 비선형적으로 기온반응도가 변화하고 있는데, 피크 기온대에서의 1도 변화에 따라 증가된 사용량은 그보다 낮은 기온대에서의 1도 변화에 따른 증가량보다 많다는 것을 의미한다. 가격별 기온반응함수 차이는 명확하게 드러나지는 않지만, 가격이 낮아질수록 기온반응함수가 냉방기온대에서는 올라가고 있었으며, 난방기온대에서는 내려가고 있었다. 이를 해석해 보면 하계에서는 가격이 내려가면 수요가 증가하나 동계에서는 가격이 내려가면 수요가 오히려 감소하는 효과가 나타난다는

5: 가격-기온 결합 반응함수



Notes: high price는 분석 대상 기간에서 가장 높은 가격으로써 2016년 6월의 가격, low price는 가장 낮은 가격으로 2016년 8월 가격, mid price는 이들의 중간 정도의 가격을 의미한다.

것을 의미하고 이를 통해 동계의 가격탄력성은 양수로 추정될 것임을 짐작해 볼 수 있다.

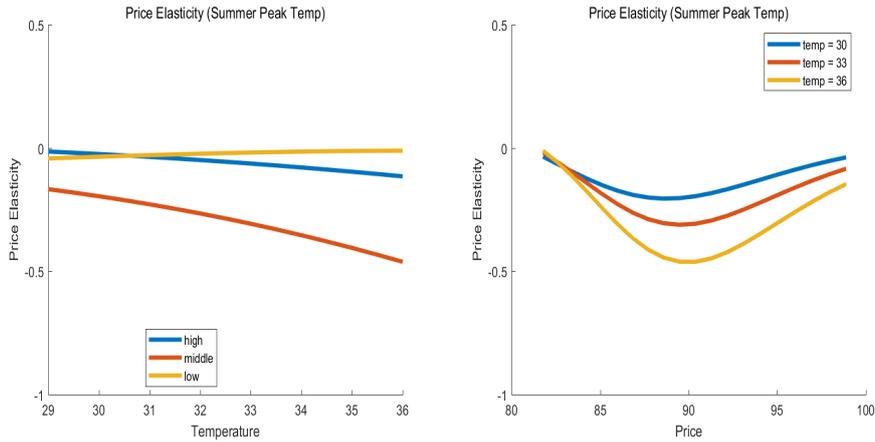
우측은 특정 기온대에서 기온반응함수를 2차원 평면에 나타낸 것이다. 모든 가격에서 냉난방 기온대가 아닌 기온 13.5도¹⁶ 일 때 제일 낮다. 해당 기온대에서는 냉난방 수요가 발생하지 않으므로 당연한 결과로 보인다. 동계 최대 전력의 기온인 -5.5도에서는 이보다 더 많이 전력이 사용되며 기온반응함수의 비대칭성으로 인해 하계 최대 전력의 기온인 33도에서는 -5.5도보다 더 많은 전력이 사용되고 있다. 다음으로 가격에 따른 변화를 보면, 가격이 증가하면 전력 사용량이 감소한다. 하지만 그 감소하는 패턴은 냉방기온대인 33도에서는 가파르게 감소하는 반면 난방기온대나 봄·가을 기온대에서는 거의 변화하지 않는 것으로 보인다.¹⁷

그림 6의 좌측은 특정 가격에 대해서 가격탄력성을 추정한 결과이며 우측은 특정 기온에 대해서 추정한 결과이다. 기온은 피크가 발생하는 기온대인 30

¹⁶기상청 자료에 의하면 최근 5년의 봄·가을 연별 평균 기온은 약 13.5도이다. 기상청에서는 봄을 3-5월, 가을을 9-11월로 보았다.

¹⁷음의 값이 나타나는 것은 추세와 특수일 하에서 해당 기온대에서는 음의 기온 효과가 나타나는 것으로 해석해야 한다.

6: 가격탄력성



도에서 36도 사이¹⁸ 를 고려하였다. 구체적인 결과 값은 부록 표 5에 나타나 있다.

중간 가격대와 높은 가격대에서는 기온이 상승함에 따라서 가격탄력성의 절대 값은 증가하여 더욱 가격탄력적이 된다. 하지만, 가격이 낮을 때에 대해서 가격탄력성의 절대 값이 증가하지 않으며 거의 평평한 모습을 보인다. 즉, 가격이 낮을 때는 기온이 증가해도 탄력성이 증가하지 않지만, 가격이 상대적으로 높을 때는 기온이 증가하면서 가격에 민감해진다. 이러한 현상은 한국의 주택용 누진 요금제에 의한 현상으로 해석할 수 있다. 일반적으로 소비자는 누진제가 존재하면 어느 수준(threshold) 이상의 소비에 민감하게 반응하게 되고 가격 수준에 따라서 가격의 민감도가 달라질 것이다. 다른 측면으로는 봄·가을 기온대에서는 냉난방 수요가 별로 높지 않기 때문에 누진제의 영향을 받지 않지만, 하절기에는 소비자들이 누진제 효과에 민감하게 반응하고 이러한 누진적 가격시스템이 기온에 따른 민감도 차이를 유발한다고 볼 수 있을 것이다.

다음으로 그림 6의 우측은 가격에 따른 가격탄력성을 보여준다. 가격이 낮을 때에 비해서 상승하면서 가격탄력성이 증가한다. 일반적으로 재화와 마

¹⁸ 해당 범위는 최근 5년 하계 피크 발생 기온의 평균인 약 33도를 기점으로 약 3도의 범위를 지정하여 이를 하계 피크 기온대로 본 것이다. 물론 본 논문의 분석방법에 따르면 이것보다 더 넓은 범위에서 기온에 따라 변화하는 가격탄력성을 도출할 수도 있다.

찬가지로 전력 역시 가격이 저렴하면 가격에 대해서 둔감하다가 가격이 비싸지면 민감하게 반응하는 패턴이 나타난다. 하지만, 일정 수준의 가격을 넘어서면 가격탄력성은 여전히 음수이나 절대 값은 감소하고 덜 탄력적으로 변한다. 최근의 가격의 변화가 큰 폭의 하락이었다는 점에서 미루어보면 높은 가격 구간은 과거 경직적인 가격 변화를 반영하고 있는 부분이다.

Allcott (2011)은 2003년 시카고에서 시행된 Energy-Smart Pricing Plan 이라는 정책 실험을 토대로 전력수요의 가격탄력성을 분석하였다. 저자는 가격의 변동성이 큰 시기나 지역에서 소비자들이 가격 변화에 대한 관심도가 상승하여 가격탄력성이 높다는 주장을 하였다. 같은 맥락에서 과거의 변화가 크지 않았던 구간은 전력 가격에 대해 소비자들의 관심이 덜했던 시기이다. 하지만 최근 가격의 변화가 크게 발생하였으므로 최근 데이터를 사용할수록 소비자들이 가격에 대해서 반응하여 가격탄력성이 잘 추정 될 것임을 짐작해 볼 수 있다. 실제로 2014.1.1. 이후의 부분 표본을 사용하였을 경우 가격이 증가하면서 더 탄력적으로 변화하는 형태가 잘 나타났다.¹⁹

4.3. 상대가격을 이용한 가격탄력성 추정

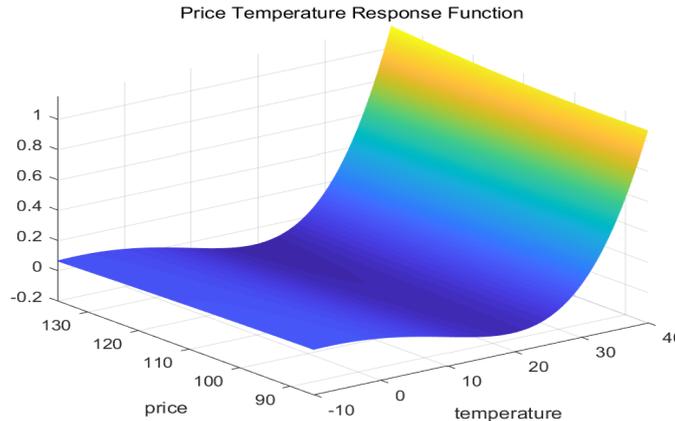
실질가격의 가격탄력성은 하계 기온대와 다르게 동계 기온대에서는 유의미하게 추정되지 않았다. 이는 앞서 논의한 대로 전력의 가격 대체성과 연결된다고 볼 수 있다. 하계의 경우 난방수요에서 전력 외에 다른 에너지원의 대체성이 약하고 대체 가능한 에너지원이 존재하지 않는다. 따라서 전력 상대가격이 보다는 실질 가격이 더 의미 있는 변수가 될 수 있지만 난방수요의 경우 가스를 이용한 난방이 주로 사용되며, 전력은 보조적이거나 대체적인 용도로 사용된다. 따라서 본 논문에서는 가스와의 상대가격을 동일한 LSTR 함수계수 모형에 적용하여 유의미한 동계의 가격탄력성을 추정하려고 한다.

위의 그림 7은 상대가격을 가격변수로 하여 실질가격과 동일한 방식으로 추정한 가격-기온 결합 반응함수이다. 실질가격과 비교해볼 때, 기온반응함수의 형태는 크게 차이가 없었다. 비선형성 및 비대칭성이 잘 드러나는 부드러운 형태로 추정되었다. 추정된 반응함수를 통해 가격탄력성을 아래의 그림 8과 같이 추정해 보았다.

위 그림 8은 상대가격을 활용한 동계 기온대의 가격탄력성 추정 결과이다. 좌측 그림을 먼저 보면, 더 추워지면서 가격탄력성의 절대 값은 증가한다. 이는 모든 가격대에서 동일하게 나타나고 있었다. 다음으로 우측 그림을 보면 가격이 증가하면서 가격탄력성의 절대 값이 증가하여 더 탄력적으로 된다. 종

¹⁹부분 표본의 추정 결과는 지면의 한정으로 인해 본 논문에 수록하지는 않았다.

7: 상대가격을 이용한 가격-기온 결합 반응함수



Notes: 그림 7는 $\hat{f}(x_2, \theta(z^*)) = (\hat{a}_1(z^*) + \hat{b}_1(z^*)x_2)[1 - G(x_2; \hat{\gamma}, \hat{c})] + (\hat{a}_2(z^*) + \hat{b}_2(z^*)x_2)G(x_2; \hat{\gamma}, \hat{c})$ 을 각 기온(x_2), 가격(z)에 대해서 그린 결과이다.

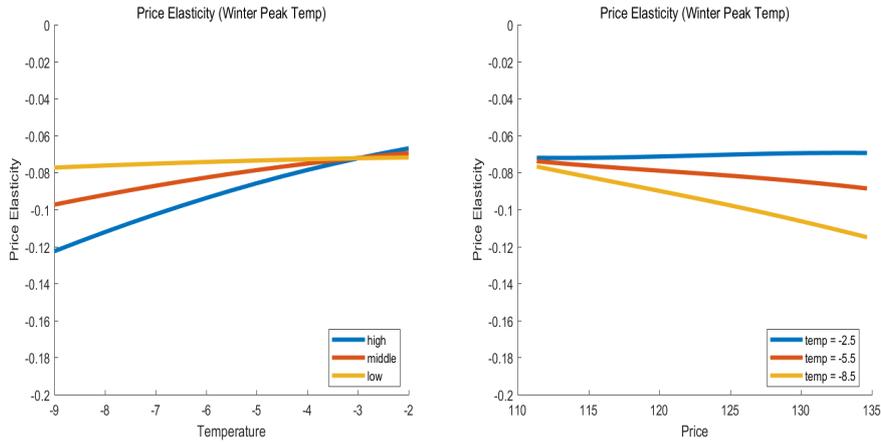
합해보면, 상대가격으로 동계 기온대의 가격탄력성을 도출해본 결과 기온이 더 낮아지면 탄력적으로 되었고 가격이 증가하면 더 탄력적으로 되었다.

이와 같은 결과는 하계와 경우와 마찬가지로 동절기에서도 주택용 전력요금의 누진제 효과가 명시적으로 나타난 것으로 해석할 수 있다. 그와 더불어 2000년부터 서서히 일어난 전력과 가스 간 상대가격 역전 현상과 이로 인한 가격 대체효과가 명시적으로 주택용 전력수요 추정에 반영되었다고 볼 수 있다. 이는 다른 용도별 전력수요에서는 나타나지 않는 주택용 수요의 특수성이 반영된 결과라고 할 수 있다.²⁰ 따라서 한국 주택용 전력 최대수요의 가격탄력성은 누진제 요금 체계를 고려하여 비선형성과 비대칭성을 고려한 모형을 통해서 정확한 추정이 가능하다고 볼 수 있을 것이다.

가격탄력성을 추정한 기존 연구들의 결과를 보면, 조하현, 장민우 (2015)는 2013년 가계 동향 조사의 개별 가구 자료를 활용하여 한국 주택용 전력수요의 가격탄력성을 분석해 본 결과 가격 탄력성은 약 -0.850정도로 추정하였다. 권오상 et al. (2014)에서도 가계 동향 조사를 사용하여 주택용 가격탄력성을 분석 해본 결과 평균적으로 약 -0.214정도의 탄력성이 도출되었다. Alberini et

²⁰ 같은 모형으로 일반용 산업용 전력수요의 가격탄력성을 분석해 본 결과 가격탄력성과 기온의 비선형성이 명확하게 추정되지 않았고 이러한 결과는 본 논문에 수록하지 않았다.

8: 상대가격을 이용한 가격 탄력성



al. (2011)에서는 미국 50개주 약 74,000개의 가구 데이터를 활용하여 미국의 주택용 전력수요의 가격탄력성을 추정해본 결과 탄력성은 -0.667에서 -0.860 사이였고, Høltedahl and Joutz (2004)에서는 거시 시계열 데이터를 활용해서 대만 주택용 전력수요의 가격탄력성을 분석해본결과 -0.16 이었다. 사용된 방법론과 데이터에 따라서 차이는 있었지만 모두 가격탄력성의 절대 값이 1을 넘지 않아서 전력은 비탄력적인 재화임을 확인할 수 있다. 본 논문의 한국 주택용 전력 최대수요의 가격탄력성은 가격 및 기온에 따라 달랐지만, 하계 기온대에서는 -0.011에서 -0.462사이였으며, 동계 기온대에서는 -0.069에서 -0.117 사이로써 마찬가지로 비탄력적으로 추정되었다.

5. 결론

본 논문에서는 AMR 고빈도 데이터를 사용하여 한국 주택용 전력 최대 수요의 가격탄력성을 추정하였다. 주택용 전력수요의 가격탄력성을 분석한 기존의 대부분 논문은 월별 판매량을 가지고 가격탄력성을 추정하였는데 본 논문에서는 기존 연구에서 시도하지 않았던 AMR 데이터를 통해 한국 주택용 전력 최대수요의 가격탄력성을 추정하였다.

가격에 따라 기온반응함수가 비선형적으로 변화하는 가격-기온 결합 반응함수 추정하고 이를 이용해서 가격탄력성을 도출하였다. 여기서 가격-기온

결합 반응함수는 비모수적으로 계수를 모형화한 함수계수 LSTR을 통해 추정하고 이로부터 기온에 따라 변화하는 가격탄력성을 계산하였다. 추정결과 하계의 난방기온대에서는 실질가격을 사용하였을 때 유의미한 결과들이 나왔으며 동계 난방기온대에서는 가스와의 상대가격을 사용하였을 때 유의미한 결과들이 도출되었다.

추정된 가격탄력성은 가격과 기온에 따라서 변화하였다. 실질가격을 통해서 도출된 가격탄력성은 난방기온대에서는 -0.011에서 -0.462 사이의 값이 도출되었고, 동계에는 가격 대체효과를 고려하기 위해서 상대가격을 이용해서 가격탄력성을 추정해 본 결과 -0.069에서 -0.117 사이의 가격탄력성이 추정되었다. 전반적으로 하계의 가격탄력성이 동계의 가격탄력성보다는 더 크게 추정되었다. 그리고 가격이 상승할수록 가격탄력성이 증가하는 특징이 나타났으며, 기온이 매우 낮아지거나 매우 높아질 때 가격 탄력성이 증가하는 특징이 보였다.

기존의 연구에서 보면 전력의 경우 가격탄력성의 절대 값이 1보다 작아서 비탄력적으로 추정된 경우가 많았다. 본 논문의 주택용 수요 분석결과에 따르면 가격의 하락에 따라서 가격에 덜 민감해지는 추가적인 구축 효과가 발생할 수 있다. 물론 본 논문의 연구 결과는 주택용 전력수요에 국한된 결과로써 전체 전력수요에 확장될 수는 없지만, 누진제가 적용되고 있는 주택용 최대 전력수요의 가격탄력성의 정확한 추정을 위해서는 기존의 연구에서 제시되었던 모형으로는 한계가 있을 수 있다는 중요한 시사점을 제시한다고 하겠다.

6. 부록

3: 전력 가격 단위근 검정 결과

	실질가격			상대가격		
	ADF test	KPSS test	PP test	ADF test	KPSS test	PP test
lag 1	-3.43**	49.51***	-3.43**	-2.39	57.18***	-2.39
lag 2	-3.43**	33.08***	-3.43**	-2.39	38.17***	-2.39
lag 3	-3.44**	24.87***	-3.44**	-2.39	28.66***	-2.39

Notes: 각 단위근 검정 통계량. *** : p-value < 0.01, ** : p-value < 0.05, * : p-value < 0.1 이다. ADF, PP 검정 모두 시간 추세 항을 넣어서 검정을 시행했으며 단위근이 존재하는 것이 귀무가설이다. 하지만, KPSS 검정은 trend-stationary가 귀무가설이다.

4: 피크 발생 시점 평균기온

하계	월	일	시간	평균기온	동계	월	일	시간	평균기온
2012	8	6	15	33.98	2013	1	3	11	-9.25
2013	8	19	15	32.84	2014	2	5	10	-3.09
2014	7	25	15	31.67	2014	12	18	11	-4.58
2015	8	7	15	32.57	2016	1	21	11	-4.3
2016	8	12	17	34.8	2017	1	23	11	-5.72
평균				33.17					-5.388

Notes: 이표는 최근 5년간 피크 발생 시점의 평균기온을 보여준다. 하계는 피크 발생 연/월/일의 12시에서 17시 사이 5대 도시(서울, 대전, 대구, 부산, 광주) 평균기온을 의미하며, 동계에서는 10시부터 12시 사이의 평균기온을 의미한다.

5: 동하계 피크 기온대 가격 탄력성 추정결과

실질가격	30	33	36	상대가격	-2.5	-5.5	-8.5
4.60	-0.025	-0.064	-0.116	4.91	-0.070	-0.090	-0.117
4.59	-0.038	-0.084	-0.147	4.90	-0.069	-0.089	-0.115
4.58	-0.054	-0.108	-0.182	4.89	-0.069	-0.087	-0.112
4.57	-0.071	-0.134	-0.220	4.88	-0.069	-0.086	-0.110
4.56	-0.089	-0.162	-0.262	4.87	-0.069	-0.085	-0.108
4.55	-0.109	-0.191	-0.305	4.86	-0.070	-0.084	-0.105
4.54	-0.129	-0.221	-0.347	4.85	-0.070	-0.084	-0.103
4.53	-0.149	-0.249	-0.388	4.84	-0.070	-0.083	-0.101
4.52	-0.167	-0.275	-0.422	4.83	-0.070	-0.082	-0.099
4.51	-0.184	-0.295	-0.448	4.82	-0.070	-0.081	-0.097
4.50	-0.196	-0.308	-0.462	4.81	-0.071	-0.081	-0.095
4.49	-0.204	-0.312	-0.462	4.80	-0.071	-0.080	-0.093
4.48	-0.206	-0.306	-0.445	4.79	-0.071	-0.079	-0.091
4.47	-0.201	-0.289	-0.412	4.78	-0.071	-0.079	-0.089
4.46	-0.190	-0.262	-0.366	4.77	-0.072	-0.078	-0.087
4.45	-0.173	-0.228	-0.308	4.76	-0.072	-0.077	-0.085
4.44	-0.151	-0.187	-0.244	4.75	-0.072	-0.077	-0.084
4.43	-0.125	-0.143	-0.178	4.74	-0.072	-0.076	-0.082
4.42	-0.096	-0.099	-0.115	4.73	-0.072	-0.075	-0.080
4.41	-0.066	-0.057	-0.059	4.72	-0.072	-0.075	-0.079
4.40	-0.036	-0.019	-0.011	4.71	-0.072	-0.074	-0.077

Notes: 좌측은 실질가격으로 도출한 하계 피크 기온대의 가격탄력성. 우측은 상대가격으로 도출한 동계 피크 기온대의 가격탄력성. 최근 5년 평균 동·하계 피크 기온에서 ± 3 도의 범위를 계산하였다. 지면 때문에 모든 결과를 수록하지 않았지만, 본 논문의 방법에 의하면 특정 범위가 아니라 모든 기온과 가격에 대해서 가격탄력성을 도출할 수 있다.

- Alberini, A., W. Gans and D. Velez-Lopez (2011). "Residential consumption of gas and electricity in the US: The role of prices and income." *Energy Economics* 33(5): 870-881.
- Allcott, H. (2011). "Rethinking real-time electricity pricing." *Resource and energy economics* 33(4): 820-842.
- Cai, Z., Q. Li and J. Y. Park (2009). "Functional-coefficient models for nonstationary time series data." *Journal of Econometrics* 148(2): 101-113.
- Chang, Y., Y. Choi, C. S. Kim, J. I. Miller and J. Y. Park (2016a). "Disentangling temporal patterns in elasticities: A functional coefficient panel analysis of electricity demand." *Energy Economics* 60: 232-243.
- Chang, Y., C. S. Kim, J. I. Miller, J. Y. Park and S. Park (2014). "Time-varying long-run income and output elasticities of electricity demand with an application to Korea." *Energy Economics* 46: 334-347.
- Chang, Y., C. S. Kim, J. I. Miller, J. Y. Park and S. Park (2016b). "A new approach to modeling the effects of temperature fluctuations on monthly electricity demand." *Energy Economics* 60: 206-216.
- Dijk, D. v., T. Teräsvirta and P. H. Franses (2002). "Smooth transition autoregressive models—a survey of recent developments." *Econometric reviews* 21(1): 1-47.
- Engle, R. F., C. W. Granger, J. Rice and A. Weiss (1986). "Semiparametric estimates of the relation between weather and electricity sales." *Journal of the American statistical Association* 81(394): 310-320.
- Fan, S. and R. J. Hyndman (2011). "The price elasticity of electricity demand in South Australia." *Energy Policy* 39(6): 3709-3719.
- Holtedahl, P. and F. L. Joutz (2004). "Residential electricity demand in Taiwan." *Energy economics* 26(2): 201-224.

Moral-Carcedo, J. and J. Vicens-Otero (2005). "Modelling the non-linear response of Spanish electricity demand to temperature variations." *Energy economics* 27(3): 477-494.

Sailor, D. J. and J. R. Muñoz (1997). "Sensitivity of electricity and natural gas consumption to climate in the USA—methodology and results for eight states." *Energy* 22(10): 987-998.

Teräsvirta, T. (1994). "Specification, estimation, and evaluation of smooth transition autoregressive models." *Journal of the American Statistical Association* 89(425): 208-218.

권오상, 강혜경 and 김용건 (2014). "가구별 소비자료를 이용한 전력수요함수 추정 및 요금제도 변경의 효과 분석." *자원·환경경제연구* 23(3): 409-434.

김인무, 김창식 and 박성근 (2011). "에너지 상대가격 변화에 따른 에너지 수요 예측." *경제학연구* 59(4): 199-228.

김인무, 이용주, 이성로 and 김대용 (2016). "산업별 전력수요의 기온효과 분석." *자원·환경경제연구* 25(2): 141-178.

박종일, 김경훈 and 심유종 (2017). "AMI 계량정보 활용 배전계통 전기품질 향상방안에 대한 연구." *대한전기학회 학술대회 논문집*: 60-62.

조하현 and 장민우 (2015). "구간별 가격체계를 고려한 우리나라 주택용 전력수요의 가격탄력성과 전력누진요금제 조정방안." *자원·환경경제연구* 24(2): 365-410.