연구논문 「환경정책」 제27권 제3호 2019. 9: 209-236
DOI http://dx.doi.org/10.15301/jepa.2019.27.3.209
ISSN 1598-835X

기후변화에 따른 난방에너지 수요 변화 추정:
비모수 및 모수적 기온반응함수의 비교를 중심으로*

The Impact of Climate Change on Heating Energy Demand: Comparison of Non-Parametric and Parametric Temperature Response Functions

박성근** · 전호철***
Sungkeun Park · Hocheol Jeon

요약: 기후변화는 생태계 전반에 영향을 미치며 이는 인간 사회에도 다양한 형태로 영향을 준다. 그 중 냉방과 난방을 위한 에너지수요는 기온의 변화에 민감하게 반응한다는 사실은 잘 알려져 있다. 따라서 향후 기후변화 시나리오에 따라 에너지수요량은 크게 달라질 것으로 예상된다. 기존의 연구에서 냉방에너지에 초점을 둔 전력수요에 대한 기온의 영향을 주로 분석한 반면 난방에너지 수요의 기온변화에 대한 반응에 대한 연구는 부족하였다. 본 연구는 대표적인 난방에너지인 도시가스 수요의 기온에 따른 변화를 분석하였다. 기온과 에너지수요의 비선형적 관계를 모형화하고자 비모수적 방법(FFF)와 모수적 방법(LSTR)으로 기온반응함수를 추정·비교하였다. 또한 기후변화 시나리오(RCP 8.5, RCP 2.6)를 적용하여 도시가스 수요변화를 살펴보았다. 기준수요 대비 RCP 8.5의 2100년의 동계 수요는 최근 10년의 약 70%-80% 수준으로 계산된 반면, RCP 2.6의 2100년은 최근 10년과 유사한 수준을 보였다.
핵심주제어: 기후변화, 난방에너지 사용, 기온반응함수, 기온효과 모의실험

Abstract: Climate change affects entire ecosystems and has a profound effect on human behavior. It is well-known that climate affects the demand for cooling and heating energy. Therefore, energy demand is expected to vary significantly based on future climate change scenarios. While prior literature focused on the relationship between electricity demand and temperature, only few studies investigated the response of heating energy demand to temperature changes. This study examines changes in the demand for natural gas demand, which represents heating energy demand, in response to temperature changes. Moreover, to examine the nonlinear relationship between temperature and energy demand, this study adopts the temperature response function using non-parametric (FFF) and parametric (LSTR) methods. Additionally, we examined the expected natural gas demand by applying climate change scenarios (RCP 8.5, RCP 2.6). In the RCP 8.5 scenario, the heating energy demand in 2100 is expected to exceed the past decade's baseline demand by approximately 70-80%, while in the RCP 2.6 scenario, the projected demand for 2100 is expected to be similar to that in the last decade.
Key Words: Climate Change, Heating Energy Consumption, Temperature Response Function, Temperature Effects Simulation

* 본 논문은 한국환경정책·평가연구원 연구과제(국가 리스크 관리를 위한 기후변화 적응역량 구축·평가-체감형 적응을 위한 데이터 기반 기후변화 리스크 대응체계 구축(Ⅱ))의 주요 결과를 수정·보완하여 작성한 것이다.
** 주저자, 산업연구원 부연구위원
*** 교신저자, 한국환경정책·평가연구원 부연구위원

I. 서론

기후변화는 일반적으로 지구의 평균기온을 상승시키는 현상을 말한다. 하지만 기후변화는 폭염 및 한파 등 이상 기후 현상(extreme weather events)의 빈도의 증가 및 강도의 심화도 기후변화의 영향으로 분석되고 있다(Kim et al., 2014). 최근 미국의 동부 및 동유럽 등에서는 이상 한파 및 폭설로 인하여 정전, 항공기 결항, 도로 파괴 등을 비롯해 취약층을 중심으로 인명사고가 증가하고 있다. 기상청 통계에 따르면 우리나라 역시 겨울철 최고기온 및 평균기온으로 평년에 비해 꾸준히 증가하는 추세를 보이고 있는 반면 한파의 빈도 및 강도 역시 꾸준히 증가하고 있다.[1)]

기후변화에 따른 이상 기후 현상의 증가는 건강 및 생명, 시설물 피해, 농·축산업, 에너지 부문 등 다양한 부문에 영향을 미치게 된다. 특히 에너지 수요는 기온의 변화에 따라 민감하게 반응한다. 기후변화가 진행됨에 따라 에너지 수요가 더욱 민감하게 반응하게 되면 이는 기후변화에 따른 리스크를 증대하는 효과가 있다. 직접적으로는 에너지 수요 변화에 따라 에너지를 수입하는 우리나라의 입장에서는 공급측면에서의 위험이 증가한다. 더불어 간접적인 측면에서의 위험은 확대되는 에너지 수요를 충당하기 위한 추가적인 에너지 공급시설의 확보 등이 필요하게 된다. 수요 측면에서는 개별 가정, 산업체 및 건물의 냉방 및 난방 에너지 구입을 위한 비용 증가의 효과가 있다. 특히 최근에는 빈곤 가정을 중심으로 적정 난방 수준을 유지하지 못하는 에너지 혹은 연료 빈곤 가구가 나타나고 있다. 에너지 빈곤가구는 일반 가구에 비해 호흡기 질환은 물론 정신 질환 등의 건강 문제가 더 자주 발생하는 것으로 보고되고 있다(Liddell and Morris, 2010). 이와 같이 기후변화에 따른 에너지 수요의 변동은 직·간접적으로 다양한 위험을 내포하고 있다. 따라서 기온이 에너지 수요에 미치는 영향에 대한 연구는 기후변화에 따른 에너지 부문의 영향을 분석하는데 있어 가장 선행

1) 한파의 정의는 국가, 지역 및 발생 메커니즘에 따라 상이하다. 국립재난안정연구원에 따르면 한파는 '일정 기준 이하의 기온하강으로 인해 인명 및 재산 피해를 유발하는 재해'로 규정되어 있다.

되어야 한다. 그간 많은 연구에서 기온과 에너지 수요와의 관계를 분석하였다(Auffhammer and Mansur, 2014). 에너지 수요에 대한 기온 효과를 추정하는 연구는 기상변수의 형태와 비선형성(non-linearity)을 모형화하는 방법에 의해 구분되어진다. 먼저 기상변수의 선택에 있어서 가장 단순한 방법은 평균기온, 최고 혹은 최저 기온을 그대로 설명변수로 사용하는 것이다. 하지만 이러한 방법론은 기온과 에너지 수요간의 관계를 단순한 선형적인 관계로 설정하는 문제점이 있으며 기온을 평균, 혹은 최고 및 최저 기온 하나의 값만 사용함으로써 인해 나타나는 정보의 손실 문제가 있다. 이러한 점을 극복하기 위해서 가장 널리 사용되는 개념은 난방도일과 냉방도일을 들 수 있는데, 냉난방도일은 기준온도 18도를 중심으로 18도보다 높거나 낮으면 수요가 선형적으로 발생하는 것으로 가정한다. 간단하게 x축을 기온, y축을 수요로 놓을 때 V자 형태의 기온반응함수를 생각하면 이해하기 쉽다. 냉난방도일은 접근성이 용이하여 많은 연구들에서 사용하고 있다(Gupta and Yamada, 1972; Al-Zayer and Al-Ibrahim, 1996; Sailor and Munoz, 1997; Fan and Hyndman, 2011; 이미진 등, 2015). 하지만 냉난방도일은 임의로 설정된 온도가 기준이 되어 냉방 및 난방수요가 선형적으로 발생한다는 강한 가정을 하는 한계가 분명하다. 냉난방도일의 이러한 한계로 인해 모수적/비모수적으로 부드러운 U자 형태의 기온반응함수를 추정하는 방법들이 개발되어 많은 실증분석 연구에서 활용되고 있다(Engle et al., 1989; Henley and Peirson, 1998; Moral-Carcedo and Vicens-Otero, 2005; Bessec and Fouquau, 2008; 김인무 등, 2011, 2016; Chang et al., 2014, 2016).

에너지 수요와 기온과의 관계에 대한 기존의 실증분석 연구는 전력수요의 기온민감도 분석에 집중되었다(Auffhammer and Mansur, 2014). 특히 기후변화에 따른 에너지 수요의 변화를 추정하는 연구에서는 기온의 지속적 상승으로 인한 전력 사용의 증가에 초점이 맞추어져 있었다. 반면 난방에너지의 기온효과에 대한 연구는 매우 제한적으로 진행되었다(박광수, 2012; 박명덕 등, 2015; 김인무 등, 2016; 이성로, 2017). 특히 기후변화

시나리오에 따른 난방 에너지의 수요량 변화에 대한 연구는 부족하다. 전력은 냉방 및 난방 모두에서 사용되어 기온이 미치는 영향이 저온 및 고온 모두에서 나타나 추정에 효율적이다. 하지만 앞서 밝힌 바와 같이 기후변화로 인한 난방에너지에 수요 문제는 에너지 빈곤 문제와도 밀접하게 연관되어 있어 보다 다양한 연구가 필요다.

본 연구에서는 이러한 점을 반영하여 기온이 난방에너지 수요에 미치는 비선형적인 관계를 고려하기 위해 최신의 방법론을 적용하여 기온반응함수를 추정하고 이를 바탕으로 기후변화 시나리오(RCP 2.6 및 RCP 8.5)에 따른 난방에너지 수요 변화량을 추정하였다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 제Ⅱ장에서는 본 연구와 관련된 주요 선행연구들을 검토·정리 하였다. 제Ⅲ장에서는 난방에너지 수요의 기온효과를 추정하기 위해 사용된 자료 소개한다. 제Ⅳ장은 실증분석 모형과 결과를 제시하였다. 그리고 마지막 제Ⅴ장에서는 결론과 시사점을 도출한다.

Ⅱ. 문헌연구

에너지 수요의 기온효과에 대한 연구는 다양한 방법론 및 데이터를 통해 실증연구가 진행되었다. 특히 다양한 시·공간 형태의 데이터가 존재하는 전력 수요에 대한 기온효과를 추정하는 실증연구가 중점으로 진행되었다. 관련 해외연구는 Auffhammer and Mansur(2014)의 데이터 형태 및 분석 방법론을 중심으로 살펴보았다. 더불어 국내의 관련 최신 연구의 방법론과 결과를 위주로 정리하였다.

〈표 1〉 에너지 수요의 기온효과 관련 선행연구

연구	주요 내용
Mansur et al.(2008)	기후변화에 따른 냉방 및 난방 기기의 에너지 사용량 변화 분석
Deschênes and Greenston(2011)	가정용 에너지 사용의 기온효과 및 기후변화 영향 분석
Auffhammer and Aroonruengsawat(2011)	가정용 전력 수요에 대한 가격, 인구 및 기후변화의 영향 분석
Kauffmann et al.(2013)	월별 천연가스 소비량에 대한 기온효과 분석
Göncü et al.(2013)	일별 주택 및 상업용 천연가스 소비함수 추정 및 예측
Chang et al.(2016)	월별 전력수요에 대한 기온효과를 함수적 형태로 모형화
Auffhammer, Baylis and Hausman(2017)	일별 최대전력의 기온효과 및 기후변화 영향 분석
Li, Yang and Long(2018)	중국의 에너지 소비에 있어 기온 효과의 내·외연 효과를 추정
Li, Pizer and Wu(2019)	중국의 가정용 전력소비에 대한 기온효과를 개별 가정 데이터를 이용해 분석
Rastogi1 et al.(2019)	미국 주별 천연가스 및 전력 소비량 자료와 기온과의 관계 분석
김인무 등(2011)	에너지 상대가격 변화에 따른 전력과 도시가스의 대체효과 분석
박광수(2012)	냉방 및 난방도일 변수를 이용한 에너지 소비에 있어 기온의 영향 분석
이미진 등(2015)	AIM/end-use 모델을 통한 가정 부문 냉난방 에너지 수요 예측
박명덕 등(2015)	산업용 도시가스의 수요에 대한 영향변수 추정
김인무 등(2016)	산업부문의 자동원격검침 데이터를 활용한 전력수요의 기온효과 분석
이성로(2017)	비선형적 기온반응함수를 활용한 도시가스 수요의 기온효과 추정
박성근·홍순동(2018)	전력수요의 냉난방 기온효과 추정 및 냉방·난방 수요 분해

횡단면 자료를 이용하는 연구는 에너지를 이용하는 기기, 즉 냉방 혹은 난방기기의 선택과 에너지 사용량 간의 상관관계에 대한 통제가 필요하다. 즉, 에너지 수요의 내생성의 문제에 대한 해결이 필요하다. 예를 들어 겨울철에 효율이 매우 높은 온열기를 구입한 가정에서는 같은 양의 난방에너지를 사용하더라도 난방비 부담이 상대적으로 적기 때문에 난방에너지 사용이 높은 경향이 나타난다. 따라서 개별 가정의 횡단면 자료를 이용하여 기온효과를 분석한 연구의 대부분 Dubin and McFadden(1984)의 이산-연속 선택(discrete-continuous choice) 모형을 이용한다(Mansur et al., 2008). 이산-연속 선택 모형은 2단계의 추정 과정을 거치는데, 1단계에서는 다항 로짓 모형(multinomial logit model)을 이용하여 에너지 사용기기에 대한 선택확률을 추정하고, 2단계에서는 에너지 사용량을 종속변

수로 하는 선형 모형에 기온 및 기타 설명변수와 함께 추정된 선택확률(predicted probability)을 하나의 변수로 사용함으로써 내생성을 문제를 해결하게 된다. 하지만 횡단면자료를 이용하여 기온의 효과를 추정하는데 있어서는 적합하지 않는 측면이 있다. 개별 가구의 특성 중 관측되지 않는 차이점(unobservable differences) 중 기상변수와 상관관계가 있는 변수, 즉 변수의 측정오류(omitted variable bias)를 통제하기 어려우며, 이는 추정치의 편이(bias)를 유발할 수 있는 원인이 된다. 다른 접근방법은 단변량 시계열 자료(univariate time-series data)를 이용하는 접근방법이다(Kauffmann et al.,2013; Göncü et al., 2013; Chang et al., 2016; Auffhammer, Baylis and Hausman, 2017). 에너지 수요와 기상변수 간의 관계를 선형 혹은 비선형적 관계로 설정하여 단순 회귀 혹은 공적분 회귀(cointegrating regression) 모형을 이용하여 분석한다. 시계열 분석방법은 집계 데이터(aggregate data)를 이용하기 때문에 데이터 수집이 용이한 장점이 있다. 하지만 시계열 데이터를 이용한 분석방법은 장기적인 기온과 에너지의 관계를 나타내지 못하고 단기적인 반응만을 설명할 수 있는 한계가 존재한다. 또한 시간에 따른 변하는 관측되지 않는 요인들을 통제하지 못하기 때문에 변수의 측정 오류(measurement error) 문제가 여전히 남아있다.

마지막으로 패널 데이터를 이용하는 방법이다(Deschênes and Greenston, 2011; Auffhammer and Aroonruengsawat, 2011; Li, Pizer and Wu, 2019; Rastogi1 et al., 2019). 패널 데이터는 시간의 흐름에 따른 개별 데이터이기 때문에 시간의 흐름 따른 충격(shock)뿐만 아니라 개별 가구 및 지역의 특성에 대해 관측되지 않는 요인(unobservables)을 통제할 수 있는 장점이 있다. 또한 횡단면 자료와 마찬가지로 장기효과 추정에도 사용될 수 있다. 또한 패널 고정효과 모형(fixed effects model) 등을 통해 변수의 측정 오류 문제도 비교적 간단히 해결할 수 있다는 장점이 있다. 패널 데이터는 두 가지 유형으로 구분할 수 있는데, 조사통계로 개별 가구를 여러 해 동안 조사하는 개별 데이터(individual or household-level panel data)와 개별 지역(시군구 등)의

에너지 소비량의 여러 해 동안 조사하는 총계 패널 데이터(aggregate panel data)로 구분할 수 있다. 예를 들어 Deschênes and Greenstone(2011)은 미국의 각 주별 주택용 에너지 수요량에 대한 기온효과를 분석하기 위해 고정효과 모형을 이용하였다. 기온효과의 비선형성을 모형화하기 위해 일별 평균기온의 구간(bin)별 빈도를 설명변수로 이용하였다.

국내의 관련 연구는 대체로 시계열 데이터와 방법론을 사용한 연구가 대부분이며, 기온효과는 냉난방도일을 사용하거나 비선형적 기온반응함수를 도입하여 추정하였다. 박광수(2012), 이미진 등(2015), 박명덕 등(2015)은 냉난방도일을 이용하여 총 에너지, 전력, 도시가스 혹은 부문별 에너지 수요의 계절적 효과를 추정하였다. 특히 박광수(2012)는 냉난방도일 이외 습도변수 등을 고려한 불쾌지수 등을 고려하여 추정하였으나 냉난방도일만으로도 기온효과를 충분히 모형화 할 수 있음을 보였다. 김인무 등(2011, 2016), 이성로(2017), 박성근·홍순동(2018)은 비모수적 커널 추정법을 통해 기온분포를 추정하고 이를 비선형적 기온반응함수와 결합하여 기온효과를 추정하였다.

기존의 국내·외 연구에서 다양한 형태의 모수적 및 비모수적 접근방법이 개발되었으나, 이를 상호비교 검토하는 연구는 진행되지 않았다. 본 연구는 가장 최근에 개발된 모수적 및 비모수적 방법론을 국내의 난방에너지 수요량 추정에 적용하여 비교 및 검토하였다. 또한 추정된 결과를 바탕으로 기후변화 시나리오를 적용하여 장기적인 관점에서 난방에너지 수요량 변화를 예측하였다.

Ⅲ. 분석자료

1. 도시가스 민수용 수요[2)]

에너지 총조사(2017)에 따르면 국내의 난방에너지별 가구수 분포는 도시가스 67.5%, 등유 12.8%, 열에너지 11.5%, 전기 3.8%, 프로판 2.3%, 기타 0.9% 순으로 구성되어 있다. 본 연구에서는 난방에너지 중 가장 높은 비중을 차지하고 있으며 다른 연료에 비해 공급량 및 수요량 데이터 확보가 용이한 도시가스를 분석 대상으로 하였다. 도시가스 수요는 크게 산업용 수요와 민수용(주택용+일반용) 수요로 나뉘는데, 민수용 수요는 전체 도시가스의 약 60%를 차지하며, 기온이 가장 낮은 1월에 수요가 가장 높고 7~8월의 수요가 가장 낮다. 민수용 도시가스는 월간 최소수요 대비 최대수요량(TDR: Turn Down Ratio)이 약 6배에 달할 정도로 기온에 대한 민감도가 높아 에너지 수요의 기온효과를 추정하는데 가장 적합하다.

도시가스 수요의 대리변수(proxy)로 사용할 수 있는 통계로는 한국가스공사에서 각 도시가스로 보내주는 공급량 통계가 있으며 다른 한편으로 각 도시가스의 판매량 통계가 있다. 도시가스 공급량 통계는 배관을 통해 각 도시가스사로 배분되는 전체 양만 측정하기 때문에 용도별, 예를 들어 주택용, 산업용 등과 같은 구분을 할 수 없다. 반면, 각 도시가스의 판매량은 용도별 구분이 가능하나 고객의 사용량을 사후적으로 검침하고 집계하기 때문에 두 달 정도의 시차가 발생하며, 특히 검침에 의한 측정오차가 존재하는 문제가 있다. 개별 도시가스사는 요금을 부과하기 위해 매월 고객으로부터 사용량을 검침하게 되는데 검침일은 일반적으로 월 말일 검침이 기준이지만 주택용은 고객 수가 많아서 말일 하루에 모두 검침하는 것

2) 본 연구는 우리나라 전체 도시가스 난방수요의 변화를 분석하는 것이 목표인 만큼 목표변수를 전국 도시가스 민수용 수요로 설정하였다. 다만 지역별로 다른 특성이 나타날 수도 있을 수 있는 만큼 지역별 데이터로 지역별 모형을 구축하는 것도 한 방법이나 우리나라가 영토가 넓거나 생활방식이 지역별로 큰 차이를 보이는 나라가 아니라고 판단했고, 늘어나는 모형의 숫자만큼의 오차가 높아질 수도 있는 문제 등을 고려하여 하나의 전국 수요를 분석했다.

이 불가능하여 부득이 검침일을 월 3-4회 정도 나누게 된다. 따라서 개별 도시가스사의 월별 판매량 통계는 해당 월의 수요량이 아닌 검침일에 따라 전월의 사용량 일부와 해당 월의 사용량이 혼재되어 측정오차가 존재한다. 따라서 도시가스 수요량의 기온효과를 추정하기 위한 본 연구의 목적상 한국가스공사 공급량이나 도시가스의 판매량을 도시가스 민수용 수요의 대리변수로 사용하기는 부적합하다.

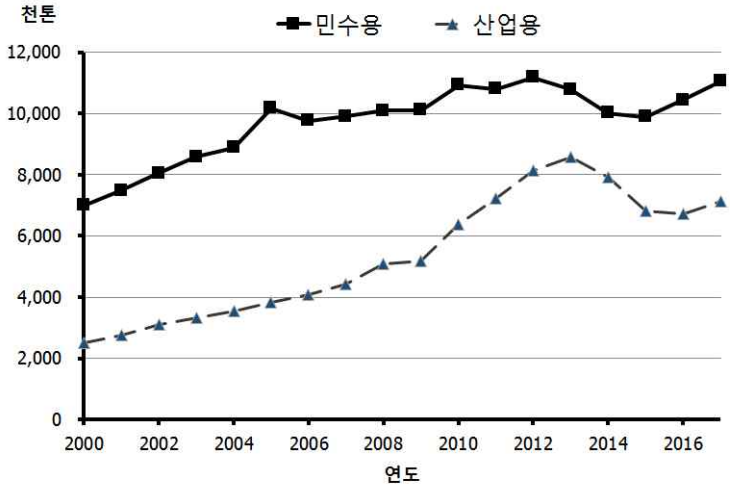
본 연구에서는 한국가스공사의 공급량 통계가 가지는 장점, 즉 측정오차가 없다는 점과 개별 도시가스 회사의 판매량 통계가 가지는 용도별 구분이 가능하다는 장점을 이용하여 민수용 도시가스 수요량을 산출하였다. 먼저 도시가스사의 산업용 판매량 통계를 수집하였다. 도시가스사는 주택용, 일반용, 산업용으로 구분하여 공급하면 각각의 판매량 통계를 발표한다. 앞서 언급하바와 같이 도시가스사의 주택용과 일반용 판매량은 검침으로 인한 측정오차가 큰 반면 산업용은 대부분 검침일이 해당 월의 말일로 고정되어 있다. 이는 도시가스의 산업용 판매량은 측정오차 문제에서 자유롭다는 것을 의미한다. 따라서 본 연구에서는 한국가스공사의 총 공급량에서 한국도시가스사의 산업용 판매량을 제외한 나머지를 민수용으로 정의하고 분석을 한다. 다만 한국가스공사는 공급량을 톤으로, 각 도시가스사는 m^3 단위로 집계하기 때문에 m^3를 톤으로 환산해서 적용하였다. 이렇게 한국가스공사와 한국도시가스협회의 자료를 적절히 사용하여 측정오차를 최소화 하도록 민수용 수요를 만들었다는 것이 본 연구에서의 하나의 특징으로 볼 수 있다.[3] 〈그림 1〉은 도시가스의 민수용과 산업용 수요를 보여준다. 여기의 산업용 수요는 도시가스사의 판매량 자료[4]를 톤 단위로 환산한 값이다.

---

3) 한국가스공사의 단기 도시가스 수요예측모형에도 같은 방식으로 민수용과 산업용 수요를 구분하고 각각의 단기예측모형을 운용하고 있다.

4) 도시가스사의 판매량 집계는 한국도시가스 협회를 통해 얻을 수 있으며 구체적으로 한국도시가스협회의 편람에서 각 도시가스사별 월별 판매량 실적이 보고되고 있다.

〈그림 1〉 도시가스(민수용, 산업용)의 연별 수요량 추이

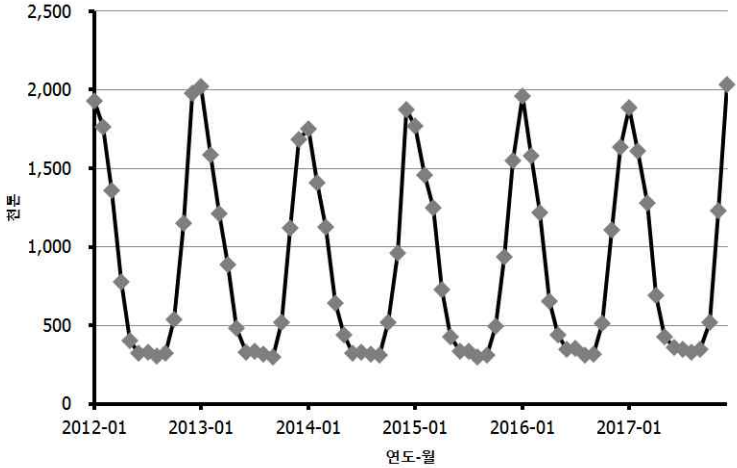


자료: 한국가스공사, 한국도시가스협회 통계
주 : m^3단위의 판매량을 톤 단위로 변환

도시가스 민수용 수요는 2010년까지 상승추세가 이어지다가 이후에는 횡보하는 경향이 뚜렷한데 이는 가구수 증가율이 둔화되고 1인 가구가 늘어나는 등의 사회경제학적 요인으로 인한 것으로 파악된다. 한편 산업용 수요는 2010년부터 2014년까지는 고유가가 유지되면서 석유의 대체제로서 원료용과 연료용의 수요가 급증했었고, 2015년부터 경기가 후퇴하고 유가가 안정되면서 수요도 감소하다가 최근에는 경기가 회복되면서 소폭 증가하는 모습을 보인다. 본 연구는 민수용 수요를 기준으로 최근의 수요 특성을 분석하기 위해 상승추세가 둔화된 2012년부터 2017년까지의 최근 6년간의 월별 수요를 분석대상 수요로 한다.

실증분석에 사용된 월별 민수용 도시가스 수요는 〈그림 2〉로 제시하였다. 동고하저의 뚜렷한 계절성이 뚜렷한 것이 특징이라 할 수 있다.

〈그림 2〉 민수용 도시가스의 월별 수요량



자료: 한국가스공사, 한국도시가스협회 통계

주 : m^3단위의 판매량을 톤 단위로 변환

2. 기온

기온을 설명변수로 활용할 때, 특히 월 수요에 대한 분석처럼 일정 기간을 하나의 시점으로 사용할 때에는 보통 사용되는 월 평균기온만으로는 기온의 영향력을 제대로 측정하기 어렵다. 예를 들어, 평균 기온은 같지만 일교차가 큰 경우와 작은 경우의 수요 차이는 클 수 있다.[5] 따라서 평균기온만으로는 수요변화를 제대로 측정할 수 없으며 보다 정확한 기온효과를 측정하기 위해 평균기온이 아닌 기온분포를 사용하는 연구들이 상당수 존재한다(김인무 등, 2011; Chang et al., 2014, 2016).

본 연구도 월 기온분포를 한 시점의 기온 관측치로 사용하여 총체적인 기온효과를 추정한다. 기온자료는 기상청에서 제공하는 5개 대표도시(서울,대전,대구,광주,부산)의 시간별 기온으로 5개 권역별 기온분포를 추정한 후, 5개 권역별 판매량 비중으로 가중평균하여 월별 전국 기온분포를 추정하였다. 월별 기온 분포는 일반적으로 확률밀도함수를 추정하기 위해

5) 일교차가 큰 기간 난방에 대한 수요가 높아 같은 기온이라도 높은 수요량을 나타낸다.

많이 사용되는 방법인 비모수적 커널 추정법(nonparametric kernel estimation)을 사용하였다.

$$\hat{f}_t(s) = \frac{1}{nh}\sum_{i=1}^{n} K\left(\frac{s-s_i}{h}\right) \tag{1}$$

여기서 s_i는 고빈도(high frequency)의 기온데이터를 의미하며, h는 너비띠(bandwidth), $K(\cdot)$는 커널 함수를 의미한다. 커널함수로는 표준정규분포(standard normal distribution)의 확률밀도 함수를 이용하였고, 너비띠 모수는 Silverman's rule of thumb를 사용한다.[6)]

해당 월의 전국 기온분포는 해당 월의 권역별 판매량 비중을 사용하는데, 대략적으로 보면 서울권이 60%, 부산권 13%, 대전권, 대구권, 광주권은 8%에서 11% 정도의 비중을 보이고 있다.

3. 유효일수

월별 에너지 수요에서 해당 월에 포함되는 일형(근무일, 명절, 일요일, 토요일 등)에 따라 계절성이 나타나며 이러한 영향을 사전적으로 통제해야만 월별 에너지 수요에 대한 기온의 영향을 제대로 측정할 수 있다. 예를 들어 평일, 토요일, 일요일, 명절 등 얼마나 분포하는냐에 따라 에너지 수요는 변하기 때문에 단순하게 달력일수 일수를 기준으로는 정확한 분석이 어렵다.

이를 위해 월별 에너지 수요를 분석하는 연구들에서는 에너지 사용량을 기준으로 하는 "유효일"이라는 변수를 도입하여 월별로 나타나는 일형에 따른 계절적 변동을 통제하였다. 유효일에 대한 자세한 설명은 Pardo et al.(2002), Moral-Carcedo and Vicens-Otero(2005), 김인무 등(2011)과 Chang et al.(2014)의 연구를 참고하자. 본 연구는 김인무 등(2011)과 Chang et al.(2014, 2016)의 월 유효일수 추정 방법을 적용한 결과를 사용

6) $h = 1.06^* \hat{\delta}^* n^{-1/5}$, $\hat{\delta}$는 표본 표준편차를 의미한다.

한다.[7] 본 연구에서는 한국가스공사 월별 민수용 예측모형에서 사용된 결과를 활용하였다. 민수용 수요의 일별 특성은 아래의 〈표 2〉에 제시하였다.

〈표 2〉는 휴일이 아닌 화요일부터 금요일까지를 근무일로 정의하고, 근무일 수요를 기준으로 각 요인별 차이의 정도를 비율로 제시한다. 근무일과 비교해 설날은 12% 낮으며, 추석은 46% 낮게 나타나 같은 명절임에도 불구하고 추석의 효과가 훨씬 큰 것으로 나타났다.

월 유효일수는 사용하기 위해서는 각 월의 근무일 대비 수요를 합산 값으로 정의한다. 예를 들어 2018년 9월의 유효일수를 계산해보면, 해당 월의 일수를 보면, 근무일(평일 화-목)은 13일, 추석 연휴(당일 -2일 부터 당일 +3일 까지) 6일, 월요일은 3일, 토요일과 일요일 각각 4일이 포함된 총 30일이다. 반면 유효일수로 계산된 9월의 월 유효일수는 28.29일로 계산되어 달력 일수와 1.7일 정도의 차이가 난다. 1.7일이면 근무일 하루의 유효일 보다 큰 수치로 달력일 수를 그대로 사용할 경우에는 그만큼의 오차가 발생할 것을 예상할 수 있다.

〈표 2〉 유효일수 추정 결과

요인	민수용	요인	민수용
근무일	1.01	설연휴 -2	-0.02
월요일	0.00	설연휴 -1	-0.08
토요일	-0.03	설날	-0.12
일요일	-0.05	설연휴 +1	-0.04
1월 1일	-0.06	설연휴 +2	0.03
삼일절	-0.08	설연휴 +3	0.02
근로자의 날	-0.10	추석연휴 -2	-0.18
식목일	-0.06	추석연휴 -1	-0.31
어린이날	-0.14	추석	-0.46
현충일	-0.20	추석연휴 +1	-0.35
제헌절	-0.16	추석연휴 +2	-0.19
광복절	-0.32	추석연휴 +3	-0.07
개천절	-0.02	선거일	-0.03
크리스마스	-0.07	샌드위치 연휴	-0.02
12월 31일	0.00	하계 집중 휴가	-0.02
석가탄신일	-0.07	임시공휴일	-0.16

자료: 한국가스공사(2017)

7) 구체적인 추정방법은 Chang et al.(2014)의 3.2.절을 참고하자.

Ⅳ. 실증분석

1. 분석모형

본 연구의 기본 추정 모형식은 다음과 같다.

$$\ln\left(\frac{E_t}{MED_t}\right) = f(T;\beta) + \varepsilon_t \tag{2}$$

위 식에서 E_t 는 월별 도시가스 수요량, MED_t는 월 유효일수를 의미하며, $f(T;\beta)$는 기온이 월별 도시가스 수요에 미치는 영향을 나타내는 함수이다.[8] 에너지 수요를 설명하는 요인으로는 계절적인 요인(기온, 유효일)과 함께 추세, 가격 및 경제성장률 등이 존재하지만 본 연구의 분석대상이 되는 2012년 이후의 민수용 도시가스 수요는 추세가 확인되지 않았으며, 경제성장에 따른 도시가스의 추가 수요 및 가격 효과가 크지 않은 것으로 볼 수 있기 때문에 요일효과만 제거된 수요(ln(월별 민수용 수요/월별 유효일수))를 분석대상으로 하였다. 기온의 영향을 나타내는 $f(T;\beta)$를 위해 평균기온 혹은 난방도일 등의 변수를 선형적으로 모형화한 기존의 연구와 달리 본 연구에서는 기온분포와 기온반응함수를 통해 도출된 기온효과를 도입하였다. 월별 기온효과는 기온반응함수, $g(s)$와 월별 기온분포, $f_t(s)$와의 곱을 적분한 값으로 정의하여 구체적인 식은 아래와 같다.

---

8) 이론상 기온에 대한 영향을 나타내는 함수, $f(T;\beta)$을 일별 혹은 시간대별로 정의하고 추정할 수 있으나 도시가스 주택용 수요는 시간별/일별 자료가 집계가 되고 있지 않고 있고, 도시가스사별로 부분적으로 수행하는 원격검침은 개별이용이 불가능한 상황이다. 따라서 본 연구는 자료측면에서의 접근성과 신뢰성이 높고, 수요의 특성도 잘 드러나는 월별 도시가스수요를 분석하였다.

$$\int g(x) f_t(x)\, dx \tag{3}$$

$f_t(x)$는 월별 기온분포, $g(s)$는 기온반응함수이며 인자 x는 기온이다. 이를 위해 먼저 5대 권역별 기온분포를 추정한 후 5대 권역별 민수용 판매량 가중치로 가중평균해서 t기별 기온분포로 정의하였다.[9)]

본 연구에서는 식 (3)에서 기온반응함수 $g(x)$를 추정하기 위해 모수적인 방법과 비모수적인 방법 두 가지를 적용한다. 비모수적인 방법으로는 Chang et al.(2014, 2016)의 Fourier Flexible Form(이하 FFF)을, 모수적인 방법으로는 Moral-Carcedo and Vicens-Otero(2005)와 Bessec and Fouquau(2008)에서 사용된 Logistic Smooth Transition(이하 LSTR)을 사용하였다.

비모수적 추정방법은 데이터에 기반하여 특정 함수형태를 전제하지 않은 기온반응함수를 추정하는 장점이 있는 반면, 데이터가 부족한 극단치 부근(월 평균 기온으로 보면 영하 5도 이하나 영상 30도 이상)에서의 함수형태가 데이터가 충분한 부근과 차이가 급격히 발생하는 단점이 있다. 예를 들어 추정된 기온반응함수가 영하 5도 정도까지는 높아지다가 5도 보다 떨어진 구간에서 급격히 변화는 형태로 추정되기도 한다.

이러한 비모수적인 추정법의 보완책으로 모수적인 방법론을 사용할 수 있다. 모수적인 방법론에서는 특정 함수를 설정한다는 한계를 내포하지만 추정된 계수가 다른 극단치 구간에도 적용되기 때문에 추정된 함수의 형태의 급격한 변화가 덜 할 수 있는 장점이 있다. 본 연구에서는 이러한 각기 다른 장단점을 가지고 있는 두 가지 다른 두 가지 방법론에 근거한 기온반응함수와 기온효과를 추정해보고 어떤 차이가 나는지 확인하는 것 역시 본 연구의 한 부분이라 할 수 있다.

먼저 비모수적 방법의 FFF 모형식은 다음과 같다.

9) 적분은 기온 그리드를 0.1도로 설정하여 Riemann Sum 방식을 적용해서 계산한다.

$$g(s) = a_0 + \sum_{i=1}^{p} a_i s^i + \sum_{j=1}^{q} (b_{1,j}\cos(2\pi s \times j) + b_{2,j}\sin(2\pi s \times j) \quad (4)$$

여기서 s는 $\frac{x+20}{60}$ 으로 FFF의 삼각함수항을 포함하여 기온을 0과 1구간으로 변형한 값이고, p와 q는 각각 포함하는 다항함수와 삼각함수의 차수이다. 사실상 FFF의 구체적인 차수를 결정하는데 있어서 이론적인 근거를 제시하는 방법론은 현재까지 전무하다. 본 연구에서는 Chang et al. (2014, 2016)에서 적용한 BIC(Bayesian Information Criterion)을 활용하였다.

다음으로 모수적 방법의 LSTR 모형식은 아래와 같다. 2차 함수와 로지스틱 함수의 조합으로 설정되는 모형으로 U자 형태의 기온반응함수를 추정하기에 적합한 모형으로 평가할 수 있다.

$$g(x) = b_0 + b_1(x-a)^2(1-G(x)) + b_2(x-a)^2 G(x)$$
$$\text{여기서 } G(x) = \frac{1}{1+\exp(-c(x-a))} \quad (5)$$

2. 추정결과

앞 절에서 소개한 FFF와 LSTR 모형의 추정계수와 표준오차는 아래의 〈표 3〉과 같다. 두 모형의 추정 결과를 평균절대오차(Mean Average Error)로 비교해보면 FFF모형이 0.040, LSTR모형이 0.038로 나타나 LSTR 모형의 적합도가 조금 높게 나타났으나 그 차이를 유의하다고 보기는 어렵다.

〈표 3〉 기온반응함수 추정 결과

FFF			LSTR		
계수	추정치	표준오차	계수	추정치	표준오차
a_0	12.40	1.03	b_0	10.20	0.79
a_1	−10.49	5.30	b_1	0.00	0.00
a_2	9.69	5.14	b_2	−0.28	0.18
$b_{1,1}$	−0.80	0.36	a	30.75	3.69
$b_{1,2}$	0.80	0.07	c	0.33	0.09
MAE	0.040		MAE	0.038	

주1: FFF는 기온반응함수를 식 (4)와 같이 정의, LSTR은 식 (5)으로 정의한 후 모형 식 (2)를 추정한 결과
주2 : MAE는 Mean Average Error 로 $\sum^{T}|\hat{\varepsilon_t}|/T$와 같이 계산

추정된 기온반응함수의 계수를 통해서는 두 접근방법의 적합성을 비교하기 어려우며 중요한 부분은 기온반응함수의 형태이다. 추정결과를 기온에 따른 결과로 나타내면 〈그림 3〉과 같다.

그래프의 y축의 반응도는 로그 변환된 수요이며 각 기온반응함수의 값들은 요일효과가 제거된 수요의 로그값이다.[10] 예를 들어 LSTR의 23도의 반응도는 9, 0도의 반응도는 11이라고 하면, 0도의 수요는 23도의 수요의 약 7.4배 (=exp(23)/exp(9))에 달하는 것으로 해석된다. 이와 같이 기온반응함수에서 중요한 것은 기준 반응도와 비교 반응도의 차이, 즉 기울기이다. 최저 기온반응도를 보인 지점을 기준 반응도로 설정하면 LSTR 모델의 기울기가 FFF의 기울기보다 더욱 가파르다.[11] 반면 기준점을 20℃ 정도로 설정하면 두 모형은 반응도의 변화 차이가 거의 없다고 볼 수 있다.

한편 본 연구에서 사용한 모형 식(2)를 보면, 종속변수는 요일효과가 제거된 1유효일수당 수요의 로그값이고, 설명변수로는 기온만을 포함하였기 때문에 잔차항을 제외한 적합값(fitted value)은 개념상 기온에 의한 수요로 해석할 수 있으며 이를 우리는 “기온효과”로 지칭하였다.

10) 기온반응도의 값은 요일효과가 제거된 수요(=ln(월수요/월유효일수)가 된다.
11) 예를 들어 FFF 모형은 최저 기온반응도가 약 26℃ 부근이고, LSTR 모형은 23℃ 부근이며, 반응도 값 자체는 FFF가 LSTR보다 높다.

따라서 기온효과는 식 (2)의 적합값, 즉 월 기온분포와 기온반응함수의 곱을 적분 값으로 하여 산정된다. 모수적 방법과 비모수적 방법으로 산정된 기온효과를 비교할 수 있다. FFF와 LSTR의 기온반응함수를 각각 $\hat{g}^F$와 $\hat{g}^L$로 계산한 t기의 기온효과는 식 (6), 식 (7)과 같이 산정할 수 있다.[12)]

$$\text{FFF 기온효과, } y_t^F = \int \hat{g}^F(s) f_t(s) ds \tag{6}$$

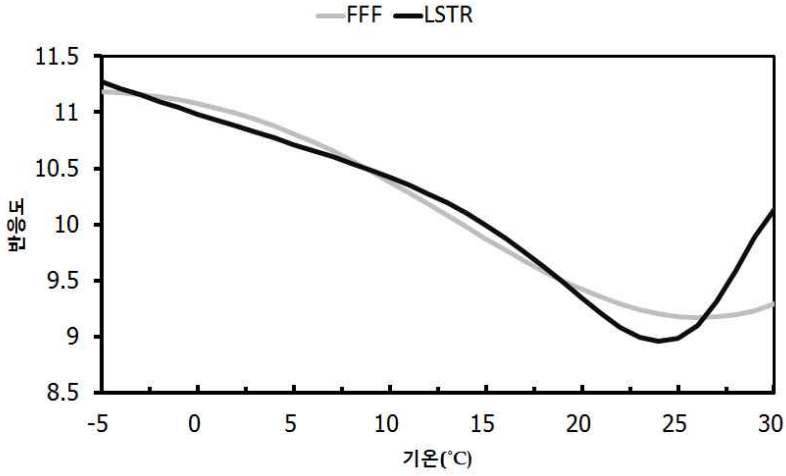
$$\text{LSTR 기온효과, } y_t^L = \int \hat{g}^L(x) f_t(x) dx \tag{7}$$

비교를 위해 최근 10년 기간(2008년부터 2017년)의 월별 평균기온분포로 FFF와 LSTR의 기온효과를 계산하였고, 결과를 〈그림 4〉로 제시하였다. 〈그림 3〉에서 두 방법론의 기온반응함수 형태의 차이가 어느 정도 확인되나, 〈그림 4〉의 기온효과 추정치는 모수적 및 비모수적 방법 간에 차이를 확인하기 어렵다. 이는 특정 기온이 아닌 기온분포로 기온효과를 계산하기 때문에 기온반응함수 그래프 차이가 그대로 기온효과로 나타나지는 않기 때문이다.

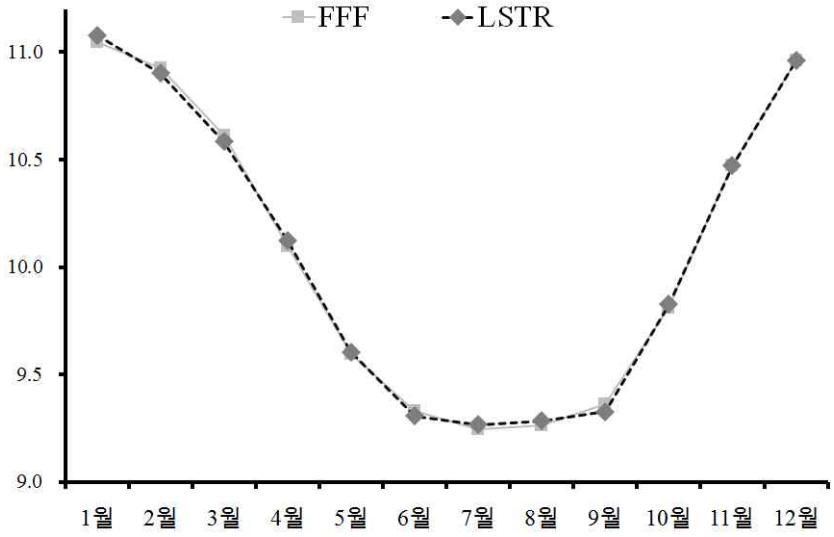
〈그림 4〉의 월별 평균기온효과의 차이를 살펴보자. 두 모형의 기온반응함수가 유사하므로 FFF 수치를 살펴보면, 1월의 기온효과가 11.05, 7월의 기온효과가 9.24이며 이를 수요로 환산하면 각각 1월이 62,637톤(=exp(11.05)), 7월이 10,337톤(=exp(9.24))이며, 이 수요는 요일효과가 제거된 1유효일당 수요로 월 유효일수 합을 곱해주면 기온효과모형으로 추정된 평균적인 월 수요가 된다.

12) 적분은 그리드를 0.1도로 설정하여 Riemann Sum 방식을 적용해서 계산한다.

〈그림 3〉 모수적 및 비모수적 기온반응함수 추정 결과



〈그림 4〉 모수적 및 비모수적 기온효과 추정 결과 비교



자료: 저자 작성

3. 기후변화 시나리오 시뮬레이션

본 절에서는 기후변화가 난방에너지 수요에 미치는 영향을 살펴보았다. 이를 위해 Auffhammer and Aroonruengsawat(2011)에서와 같이 다른 모든 조건은 일정하다고 가정하고 기후변화 시나리오에 따른 기온의 변화를 앞에서 추정된 두 모형의 결과를 적용하였다. IPCC 5차 평가보고서(AR5, 2013)에서는 4차 평가보고서에 사용한 SRES(Social Report on Emissions Scenarios)를 대신해 대표농도경로 RCP(Representative Concentration Pathways)를 새로운 시나리오로 사용하였다.[13] 본 연구에서도 미래 기후변화에 따른 난방에너지 사용량 변화를 모의(simulation)하기 위해 RCP 시나리오를 채택하였다. RCP 시나리오는 크게 RCP 2.6, RCP 4.5, RCP 6.0, RCP 8.5 4가지로 구분된다. 본 연구에서는 기상청에서 제공하는 RCP 2.6과 RCP 8.5의 기온을 적용하였다. RCP 2.6 시나리오는 21세기말(2070~2099) 지구의 CO_2 기준 농도(ppm)를 420 이하로 유지하여 인간활동에 따른 영향을 지구 스스로가 회복 가능한 가장 이상적인 경우를 말한다. 반대로 RCP 8.5 시나리오는 CO_2 기준 농도가 940에 이르는 경우로 현재의 온실가스 배출 추세가 유지되는 BAU 시나리오를 나타낸다. RCP 8.5 시나리오의 경우 21세기말 평균 기온 상승이 4.8℃에 이르게 되는 것으로 예측되고 있다. 기후변화에 따른 난방에너지 사용량과 비교를 위해 기준이 되는 기온을 최근 10년(2008년부터 2017년)의 월별 평균기온분포로 사용하였다.[14][15] 이를 통해 기준 수요를 추정하고 2030년, 2050년, 2070년, 2100

13) IPCC 4차 평가보고서에 사용된 SRES에서는 미래의 사회·경제 형태가 결정되고 그에 따른 배출량에 따라 온실가스 농도가 정해지는데 반해, RCP 시나리오는 인간 활동이 대기에 미치는 복사량으로 온실가스 농도를 설정하게 elh고 이에 따른 기후변화 시나리오를 산출, 그결과의 대책으로 사회·경제 분야별 온실가스 배출 저감 정책을 결정하게 되는 구조이다.

14) 국가기후변화적응센터에 따르면 각 시나리오별 특징을 다음과 같이 설명하고 있다. RCP 2.6은 '인간 활동에 의한 영향을 지구 스스로가 회복 가능한 경우(실현 불가)', RCP 8.5는 현재 추세(저감 없이)로 온실가스가 배출되는 경우(BAU 시나리오)'로 묘사하고 있다.

15) 기준이 되는 기온으로 주로 평년기온(1980년부터 2010년)을 사용하나, 2018년 여름에 이상고온이 발생하는 등 최근에 과거와는 다른 패턴의 기온이 관측됨에 따라 최

년의 수요를 예측하고 기준수요와 비교·분석하였다.

구체적으로 설명하면, 10년 평균의 월별 기온분포 그리고 2030년, 2050년, 2070년, 2100년의 RCP 8.5와 RCP 2.6의 월별 기온분포와 추정된 기온반응함수(FFF와 LSTR)로 식 (6)과 (7)의 기온효과를 추정하고, 이를 exponential을 취하여 수요로 환산한 후 이 환산된 수치를 기준으로 기준수요 대비 비율을 계산하여 〈표 4〉로 제시하였다.[16]

난방용 수요의 변화에 집중하기 위해 〈그림 5〉에서는 난방수요가 높은 11월, 12월, 1월, 2월, 3월의 상대수요를 시나리오별/시기별로 제시하였다. A) RCP 8.5를 보면, 전반적으로 2030년에서 2100년으로 갈수록 하락하고 있고, 가장 하락 정도가 큰 1월을 살펴보면, FFF 기준 10년 평균이 606이던 상대수요가 2100년에는 442로 27% 감소하였다. 한편 B) RCP 2.6에서는 겨울철에 해당하는 11월, 1월, 2월의 기온효과가 2050년까지 낮아지다가 2070년, 2100년으로 가면서 높아지는 추이를 보였다. FFF 기준 1월의 10년 평균 값이 606이였던 것이, 2050년에는 453으로 25% 감소했다가 2100년에는 623으로 10년 평균과 유사한 수준을 보였다.

근 기간의 기온을 기준으로 삼는 것이 적절하다고 판단하여 최근 10년의 기온을 기준으로 하였다. 또한 기준 기온을 다르게 설정함에 따른 결과의 해석상 차이는 없을 것이다.

16) 식으로 표현하면 exp(해당 기온효과)/exp(10년평균 7월 기온효과)*100 과 같다.

〈표 4〉 기준수요 대비 비율

A) RCP 8.5

월	FFF					LSTR				
	10년 평균	2030	2050	2070	2100	10년 평균	2030	2050	2070	2100
1월	606.0	551.7	586.7	425.0	441.8	612.1	524.5	542.6	398.0	408.9
2월	537.1	531.4	491.6	383.6	359.8	513.3	507.4	463.4	367.8	343.6
3월	392.5	410.1	311.5	225.4	228.0	373.1	385.1	311.6	233.2	236.5
4월	234.7	225.6	164.9	142.6	127.2	235.8	239.0	162.1	137.6	115.6
5월	142.1	127.0	107.9	102.8	105.9	140.2	117.5	101.4	95.8	109.6
6월	109.2	104.1	96.5	98.9	100.0	104.2	94.0	99.1	108.5	124.9
7월	100.0	98.9	103.5	128.0	123.7	100.0	98.4	133.5	78.1	27.8
8월	102.0	98.8	99.5	139.6	155.1	101.7	145.7	109.9	35.8	13.6
9월	112.8	104.8	102.4	102.6	103.5	106.3	98.5	90.5	114.1	126.1
10월	175.9	170.7	145.0	107.4	105.1	175.0	166.6	142.9	104.7	101.4
11월	342.6	279.2	294.2	220.7	147.1	333.8	284.4	290.9	226.4	143.3
12월	557.0	533.6	515.2	360.5	413.4	544.6	495.9	467.6	352.0	387.4

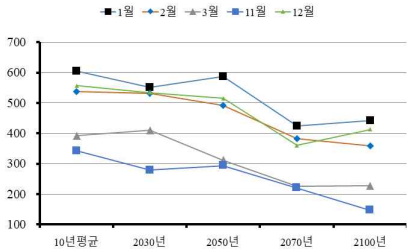
B) RCP 2.6

월	FFF					LSTR				
	10년 평균	2030	2050	2070	2100	10년 평균	2030	2050	2070	2100
1월	606.0	546.8	453.6	567.6	622.9	612.1	512.3	428.6	521.3	612.9
2월	537.1	546.2	417.5	536.8	609.6	513.3	501.4	393.4	492.4	576.9
3월	392.5	347.2	277.8	403.8	338.6	373.1	338.4	281.9	379.2	332.4
4월	234.7	179.7	191.5	181.3	212.3	235.8	182.7	198.2	183.5	219.1
5월	142.1	130.2	116.7	118.3	133.7	140.2	122.4	110.3	108.1	127.4
6월	109.2	100.4	97.4	99.2	97.2	104.2	87.8	89.3	90.7	85.0
7월	100.0	95.3	112.9	103.4	100.5	100.0	101.7	93.5	159.8	120.9
8월	102.0	96.0	102.9	105.5	96.7	101.7	95.7	175.8	175.0	101.6
9월	112.8	105.4	100.6	101.1	103.8	106.3	107.2	89.9	91.2	92.5
10월	175.9	137.6	118.9	135.0	143.9	175.0	130.8	110.1	126.7	138.7
11월	342.6	309.2	293.5	265.1	292.8	333.8	302.0	292.4	273.1	292.6
12월	557.0	488.0	408.2	456.2	457.7	544.6	470.2	391.5	441.0	443.8

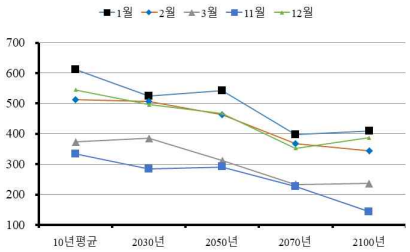
〈그림 5〉 시나리오별 동계기간의 상대수요 (10년평균 7월=100)

A) RCP 8.5

FFF

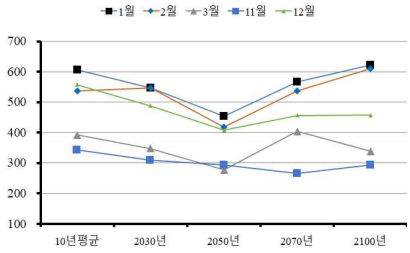


LSTR

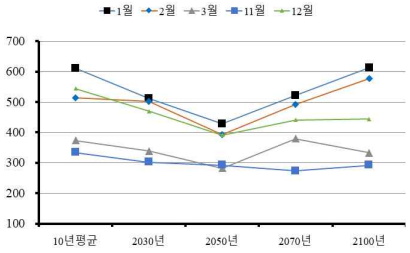


B) RCP 2.6

FFF



LSTR



V. 결론

기후변화는 생태계 전반에 영향을 미치며 이는 인간의 삶의 행태에도 크나큰 영향을 미치게 된다. 특히 냉방과 난방을 위한 에너지 이용은 기온의 변화에 민감하게 반응한다. 그간 많은 연구에서 냉방을 위한 에너지 사용, 즉 전력 이용의 기온영향에 대한 분석은 다양하게 이루어진 반면 난방에너지 수요의 기온변화에 대한 반응에 대한 연구는 부족하였다. 본 연구는 국내의 대표적인 난방에너지인 민수용 도시가스의 기온에 대한 민감도를 분석하였다. 민수용 도시가스는 등유, 열에너지, 전기 등 다른 난방에너지에 비해 차지하는 비중이 높으며 수급통계의 정확성 역시 다른

난방에너지에 비해 높아 분석이 용이한 장점이 있다.

기존의 에너지수요의 기온변화에 대한 민감도 분석에 관한 연구의 한계점은 기온과 에너지수요의 관계를 선형적으로 분석한다는 점이다. 기온을 나타내는 변수로 평균 혹은 최대·최소 기온을 사용하여 설명하고자 하는 연구가 대부분이다. 이는 에너지수요가 기온에 대해 가지는 비선형성을 고려하지 않아 모형의 설명력이 떨어진다. 평균 혹은 최대·최소 기온의 단점을 극복하고자 냉·난방도일이 널리 사용되는데 임의의 임계점(threshold)을 설정하고 이를 기점으로 기온에 대한 반응이 다르게 나타나는 강한 가정이 한계로 지적되고 있다. 또한 에너지수요는 일정시점의 기상여건 뿐만 아니라 그 이전의 기온에도 영향을 받는 관성(inertia)의 성질이 가지고 있다. 일정 시점의 기온 혹은 평균 기온 등을 사용하면 이러한 정보를 반영할 수 없다. 따라서 본 연구에서는 기온의 정보를 최대한 이용할 수 있도록 하는 기온분포함수를 활용하여 기온반응함수와 기온효과를 추정하고 이를 통해 기온이 에너지수요에 미치는 영향을 분석하였다. 특히 기온반응함수 추정에 있어 각기 장단점이 존재하는 비모수적 방법(FFF)와 모수적 방법(LSTR) 두 가지 방법을 적용하였고 이를 통해 비모수적 방법과 모수적 방법이 매우 유사한 결과를 나타내는 점을 밝혔다.

또한 본 연구에서는 미래 기후변화 시나리오 중에서 BAU 시나리오인 RCP 8.5와 이산화탄소 농도가 가장 낮은 RCP 2.6에 따른 기온 시나리오를 적용해서 2030년, 2050년, 2070년, 2100년의 도시가스 수요의 변화를 살펴보았다. RCP 8.5는 2030년부터 2100년까지 전반적으로 기온이 급격히 높아지는 시나리오며, RCP 2.6은 2050년까지 기온이 상승하다가 하락하는 추세를 보이는 것이 특징이다.

민감도 분석결과, RCP 8.5에서 여름철(7월, 8월)을 제외한 다른 월에서는 2030년, 2050년, 2100년으로 갈수록 기온효과가 작아지고 있으며, RCP 2.6에서는 여름철을 제외한 모든 월에서 기온효과가 2050년까지 낮아지다가 2070년, 2100년으로 가면서 높아지는 추이를 보였다.

더불어 기준수요를 정하고 이에 대한 상대적 수요의 예측치를 비교해본

결과 RCP 8.5의 2100년의 동계 수요는 최근 10년의 약 70%-80% 수준으로 계산된 반면, RCP 2.6의 2100년은 최근 10년과 유사한 수준을 보였다.

본 연구는 기온반응함수의 형태가 최근과 변함없다는 가정을 했다는 점에서 분석의 한계점을 내포하고 있다. 더불어 본 분석은 개별 가구의 수요량 변화를 보는 것이 아니라 전체 도시가스 민수용 수요(aggregated data)의 관점에서 분석하였다. 이는 개별 가구 간의 이질성(heterogeneity)을 파악할 수 없다는 한계점이 있다. 전체 수요는 기후변화에 따라 겨울의 온도가 낮아진다고 해도 개별 가구 간의 이질성으로 인해 기후변화에 따른 리스크는 달라질 수 있기 때문이다.

다만, 현재의 기온반응함수를 기준으로 한 민감도 변화를 제시했다는 측면의 의의가 있다고 볼 수 있을 것이다. 향후 1) 지역별 난방수요를 분석하여 지역별 차이를 확인하거나, 2) 기온반응함수의 불확실성을 고려하여 기후변화에 대한 난방수요 민감도를 범위(band) 형태로 추정하거나, 3) 인구구조 변화를 반영하여 시기별 기준수요를 추정해서 민감도 분석하는 등의 연구를 진행할 필요가 있을 것이다.

▌참고문헌▐

김인무·김창식·박성근, 2011, “에너지 상대가격 변화에 따른 에너지 수요 예측,” 『경제학연구』, 59(4), pp.199~228.

김인무·이용주·이성로·김대용, 2016, “산업별 전력수요의 기온효과 분석,” 『자원·환경경제연구』, 25(2), pp.141~178, DOI: 10.15266/KEREA.2016.25.2.141.

박광수, 2012, 『에너지소비에 대한 기온변화의 영향 분석』, (기본연구보고서; 12-12), 의왕: 에너지경제연구원.

박명덕·이상열, 2015, 『산업용 도시가스 수요변화 요인분석』, (수시연구보고서; 15-02), 울산: 에너지경제연구원.

박성근·홍순동, 2018, “교차기온반응함수로 추정한 전력수요의 냉난방 수요 변화 추정,” 『자원·환경경제연구』, 27(2), pp.287-313, DOI: 10.15266/KEREA.2018.27.2.287.

산업통상자원부, 2018, 『2017년도(2016년 기준) 에너지총조사보고서』, 세종: 산업통상

자원부.

이미진·이동근·박찬·박진한·정태용·김상균 등, 2015, “기후변화와 사회, 경제적 요소를 고려한 가정 부문 냉난방 에너지 사용량 변화 예측,” 『환경영향평가』, 24(5), pp. 487~498, DOI: 10.14249/eia.2015.24.5.487.

이성로, 2017, “수도권과 지방권 수요예측모형을 통한 전국 도시가스수요전망의 예측력 향상,” 『자원·환경경제연구』, 26(4), pp.519~547, DOI: 10.15266/KEREA. 2017.26.4.519.

한국가스공사, 2017, 『천연가스 수요전망 모형 개선 연구용역』, 대구: 한국가스공사.

Al-Zayer, J. and A. A. Al-Ibrahim, 1996, “Modelling the impact of temperature on electricity consumption in the eastern province of Saudi Arabia,” *Journal of Forecasting*, 15(2), pp.97~106.

Auffhammer, M. and A. Aroonruengsawat, 2011, “Simulating the impacts of climate change, prices and population on California’s residential electricity consumption,” *Climate Change,* 109(Suppl 1), pp.191-210.

Auffhammer, M. and E. T. Mansur, 2014, “Measuring climatic impacts on energy consumption: A review of the empirical literature,” *Energy Economics*, 46, pp.522-530, DOI: 10.1016/j.eneco.2014.04.017.

Auffhammer, M., P. Baylis, and C. H. Hausman, 2017, “Climate change is projected to have severe impacts on the frequency and intensity of peak electricity demand across the United States,” *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 114(8), pp.1886-1891, DOI: 10.1073/pnas.1613193114.

Bessec, M. and J. Fouquau, 2008, “The non-linear link between electricity consumption and temperature in Europe: A threshold panel approach,” *Energy Economics,* 30(5), pp.2705~2721, DOI: 10.1016/j.eneco.2008.02.003.

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, pp.334~347, DOI: 10.1016/j.eneco.2014. 10.003.

_____, 2016, “A new approach to modeling the effects of temperature fluctuations on monthly electricity demand,” *Energy Economics,* 60, pp.206~216, DOI: 10.1016/j.eneco.2016. 09.016.

Deschênes, O. and M. Greenstone, 2011, “Climate change, mortality, and adaptation: Evidence from annual fluctuations in weather in the US,” *American Economic Journal: Applied Economics*, 3(4), pp.152-185.

Dubin, J. A. and D. L. McFadden, 1984, “An Econometric analysis of residential electric

appliance holdings and consumption," *Econometrica*, 52(2), pp.345-362.

Engle, R. F., C. W. Granger, and J. J. Hallman, 1989, "Merging short-and long-run forecasts: An application of seasonal cointegration to monthly electricity sales forecasting," *Journal of Econometrics*, 40(1), pp.45~62, DOI: 10.1016/0304-4076(89)90029-8.

Fan, S. and R. J. Hyndman, 2011, "The price elasticity of electricity demand in South Australia," *Energy Policy*, 39(6), pp.3709~3719, DOI: 10.1016/j.enpol.2011.03.080.

Göncü, A., M. Oguz Karahan, and T. Umut Kuzubas, 2013, *Forecasting daily residential natural gas consumption : A dynamic temperature modelling approach*, (Working Papers 2013/11), Bogazici University, Department of Economics.

Gupta, P. C. and K. Yamada, 1972, "Adaptive short-term forecasting of hourly loads using weather information," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, PAS-91(5), pp.2085~2094, DOI: 10.1109/TPAS.1972.293541.

Henley, A. and J. Peirson, 1998, "Residential energy demand and the interaction of price and temperature: British experimental evidence," *Energy Economics*, 20(2), pp.157~171, DOI: 10.1016/S0140-9883(97)00025-X.

Kaufmann, R. K., S. Gopal, X. Tang, S. M. Raciti, and P. E. Lyons et al., 2013, "Revisiting the weather effect on energy consumption: Implications for the impact of climate change," *Energy Policy*, 62, pp.1377-1384, DOI: 10.1016/j.enpol.2013.07.056.

Kim, B. M., S. W. Son, S. K. Min, J. H. Jeong, S. J. Kim, and X. Zhang et al., 2014, "Weakening of the stratospheric polar vortex by arctic sea-ice loss," *Nature Communications*, 5, pp.1-8.

Li, J., L. Yang, and H. Long, 2018, "Climatic impacts on energy consumption: Intensive and extensive margins," *Energy Economics*, 71, pp.332-343, DOI: 10.1016/j.eneco.2018.03.010.

Li, Y., W. A. Pizer, and L. Wu, 2019, "Climate change and residential electricity consumption in the Yangtze River Delta, China," *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 116(2), pp.472-477, DOI: 10.1073/pnas.1804667115.

Liddell, C. and C. Morris, 2010, "Fuel poverty and human health: A review of recent evidence," *Energy Policy*, 38(6), pp.2987-2997, DOI: 10.1016/j.enpol.2010.01.037.

Mansur, E. T., R. Mendelsohn, and W. Morrison, 2008, "Climate change adaptation: A study of fuel choice and consumption in the US energy sector," *Journal of Environmental Economics and Management*, 55(2), pp.175-193, DOI: 10.1016/

j.jeem.2007.10.001.

Moral-Carcedo, J. and J. Vicéns-Otero, 2005, "Modelling the non-linear response of Spanish electricity demand to temperature variations," *Energy Economics,* 27(3), pp.477-494, DOI: 10.1016/j.eneco.2005.01.003.

Pardo, A., V. Meneu, and E. Valor, 2002, "Temperature and seasonality influences on Spanish electricity load," *Energy Economics*, 24, pp.55-70.

Rastogi, D., J. S. Holladay, K. J. Evans, B. L., Preston, and M. Ashfaq, 2019, "Shift in seasonal climate patterns likely to impact residential energy consumption in the United States," *Environmental Research Letters*, 14(7), 074006, DOI: 10.1088/1748-9326/ab22d2.

Sailor, D. J. and J. R. Munoz, 1997, "Sensitivity of electricity and natural gas consumption to climate in the USA — Methodology and results for eight states," *Energy*, 22(10), pp.987-998, DOI: 10.1016/S0360-5442(97)00034-0.

한국도시가스협회, "도시가스사업통계," http//www.citygas.or.kr/info/monthly/index.jsp, [2018.9.20.]

박성근: 국내 성균관대학교에서 경제학 박사학위를 취득하였으며 현재 산업연구원의 부연구위원으로 재직 중이다. 관심 연구 분야는 에너지수요 분석과 예측, 기후변화, 산업경기 동향분석 등이다(sungpark@kiet.re.kr).

전호철: 미국 Iowa State University에서 경제학 박사학위를 취득하였으며 현재 한국환경정책·평가연구원의 부연구위원으로 재직 중이다. 관심 연구 분야는 환경재화에 대한 가치평가, 기후변화, 대기오염 등 에너지 및 환경경제 등이다(hcjeon@kei.re.kr).

투 고 일: 2019년 09월 06일
심 사 일: 2019년 09월 16일
게재확정일: 2019년 09월 30일