

수도권과 지방권 수요예측모형을 통한 전국 도시가스수요전망의 예측력 향상[†]

이성로*

요약 : 본 연구는 지역 단위 도시가스 수요예측모형을 이용하여 전국 도시가스수요예측의 정확도를 향상할 수 있는지 여부를 살펴봤다. 지역별 수요예측모형을 구축하게 된 배경은 용도별 도시가스 수요의 행태가 분화되는 상황에서 자료의 제한으로 용도별 수요예측모형을 구축하기 어렵다는 것에 있다. 지역별 수요예측모형은 전국수요를 수도권과 지방으로 구분하여 별도의 예측모형을 구성하는 것으로, 시간변동계수를 갖는 공적분모형을 이용하였다. 지역모형에서 전국 도시가스수요예측은 지역별 수요전망치를 합산하여 산출하였다. 2013~2016년의 4년간 예측력 평가결과, 지역별 모형을 통한 전국 도시가스수요 예측이 전국단위 예측모형에 비하여 예측력이 전반적으로 우수한 것으로 나타났다. 지역모형에서는 수도권과 지방권 모형을 별도로 구축함으로써 해당 지역 수요의 특성을 반영한 예측모형이 가능했다. 수도권수요는 가정용수요 비중이 높아 기온에 보다 민감하게 반응하고, 전력수요와 경쟁관계가 있다. 이에 반해 지방권은 산업용수요 비중이 높아 전반적인 경기상황에 따른 수요변동이 크고, 수도권과 달리 벙커씨유와 LPG와 같은 산업용 연료와 대체관계를 보였다. 상기 결과는 성숙기에 접어든 도시가스산업에서 지역별 수요에 대한 세부적인 분석을 통해 전국 단위 수요예측의 정확도를 향상시킬 수 있다는 것을 보여주고, 이와 더불어 용도별 도시가스수요 분석에도 유용한 정보를 제공할 것으로 기대한다.

주제어 : 지역별 도시가스수요, 시간변동계수 공적분모형, 기온효과, 가격탄력성

JEL 분류 : C22, C53, Q47

접수일(2017년 10월 10일), 수정일(2017년 11월 30일), 게재확정일(2017년 12월 14일)

[†] 본 논문은 한국가스공사 경영연구소에서 수행한 “도시가스 수요전망모형 구축을 위한 수요특성분석” 연구과제의 일부를 학술논문으로 발전시킨 것임을 밝힌다. 논문의 초고는 2017년 경제학공동학술대회에서 발표하였고, 당시 유익한 논평을 주신 선문대학교 윤태연 교수님과 경희대학교 오형나 교수님께 감사드립니다. 또한 논문 작성 과정에서 여러 가지 조언을 주신 한국가스공사 경영연구소 김보영 박사님과 한국개발연구원 국제개발협력센터 김대용 박사님께 감사를 표합니다. 끝으로 본 논문에 대해 유익한 의견을 주신 익명의 심사위원 두 분께 감사드립니다.

* 한국가스공사 경영연구소 선임연구원, 교신저자(e-mail: sungro@kogas.or.kr)

Improving Forecast Accuracy of City Gas Demand in Korea by Aggregating the Forecasts from the Demand Models of Seoul Metropolitan and the Other Local Areas[†]

Sungro Lee*

ABSTRACT : This paper explores whether it is better to forecast city gas demand in Korea using national level data directly or, alternatively, construct forecasts from regional demand models and then aggregate these regional forecasts. In the regional model, we consider gas demand for Seoul metropolitan and the other local areas. Our forecast evaluation exercise for 2013-2016 shows the regional forecast model generally outperforms the national forecasting model. This result comes from the fact that the dynamic properties of each region's gas demands can be better taken into account in the regional demand model. More specifically, the share of residential gas demand in the Seoul metropolitan area is above 50%, and subsequently this demand is heavily influenced by temperature fluctuations. Conversely, the dominant portion of regional gas demand is due to industrial gas consumption. Moreover, electricity is regarded as a substitute for city gas in the residential sector, and industrial gas competes with certain oil products. Our empirical results show that a regional demand forecast model can be an effective alternative to the demand model based on nation-wide gas consumption and that regional information about gas demand is also useful for analyzing sectoral gas consumption.

Keywords : Regional city gas demand, Time-varying cointegration, Temperature effect, Price elasticity

Received: October 10, 2017. Revised: November 30, 2017. Accepted: December 14, 2017.

[†] This paper is a version to revise and supplement the policy report entitled "The characteristic analysis of city gas demand in Korea for constructing demand forecasting models" published by Center for Gas Economics and Management in Korea Gas Corporation. An earlier version of this paper was presented in 2017 Korea's Allied Economics Association Annual Meeting, and I would like to thanks Taeyeon Yoon in Sun Moon University and Hyungna Oh in Kyunghee University for helpful comments. I also would like to thanks Boyung Kim in KOGAS and Daeyong Kim in KDI as well as two anonymous referees, for very useful comments and suggestions.

* Senior Researcher, the Center for Gas Economics and Management, Korea Gas Corporation, Corresponding author(e-mail: sungro@kogas.or.kr)

I. 서론

국내 도시가스수요는 1985년 최초 공급한 이래로 빠르게 증가해왔다. 2000년까지 전년대비 약 20%의 연 증가율을 보였고, 특히 2010년에도 두 자릿수의 증가율을 보이는 등 도시가스수요는 최근까지도 경제성장률을 상회하는 높은 증가율을 보였다.¹⁾ 이로 인해 그간 국내 도시가스수요예측에 대한 연구에서는 빠르게 증가하는 수요의 추세를 모형화하는 것이 중요한 이슈였다. 또한 이러한 방향에서 기존 연구에서는 도시가스 총수요를 중심으로 예측모형에 대한 논의가 진행되었다(박준용, 2004; 김인무 외, 2011; 박진수 외, 2013; 이승재 외, 2013). 지속적으로 증가하던 국내 도시가스수요는 2013년 이후 급격히 감소하였다. 이에 따라 그간 장기적으로 비선형 형태를 보이며 서서히 변화하던 도시가스수요의 추세는 급격히 하락하였다. 하지만 도시가스 수요는 2016년에 전년대비 다시 증가하였다.²⁾ 이와 같은 급격한 수요변동은 수요예측모형의 정확도에 부정적인 영향을 줄 수밖에 없다. 수요 감소의 직접적인 원인은 전반적인 경기침체 상황에서 온화한 겨울철 날씨와 산업용 도시가스수요의 가격경쟁력 하락이 지목된다(이성로, 2015). 일각에서는 국내 도시가스수요가 포화되었기에 위와 같은 급격한 수요변화가 발생했다는 지적이 있다. 도시가스수요의 포화 여부를 판단하는 것은 쉽지 않지만, 국내 도시가스산업이 성장기를 지나 어느 정도 성숙기에 이르렀다는 것에는 큰 이견이 없을 것이다.

본 연구는 위와 같은 상황에서 전국 단위 도시가스수요 전망치의 정확도를 높이기 위한 방안으로 지역별 수요예측모형을 제시한다. 앞서 언급했듯이 최근 도시가스수요 정체 원인은 동절기 온화한 날씨와 특히 산업용 수요의 가격경쟁력 하락이기에, 우선 용도별 수요예측모형을 통해 전국모형의 예측력 하락을 보완할 수 있을 것이다. 하지만 용도별 도시가스수요예측모형은 용도별 도시가스 판매량 자료에 대한 접근이 제한적이기에 모형 구축에 어려움이 있다³⁾. 특히 용도별 도시가스 수요는 일별자료가 존재하지 않

1) 『도시가스편람』(2017) 24p를 참조하였다.

2) 최근 도시가스수요의 변화추이는 <표 1>에 자세히 나타냈다.

3) 국내 도시가스산업은 한국가스공사가 천연가스 수입과 국내 도매사업을 담당하고, 소매판매는 지역의 도시가스사가 담당하는 구조로 이루어져있다. 따라서 용도별 도시가스 판매량은 개별 도시가스 회사가 월 단위로 집계한다. 판매량을 월 단위로 집계하는 것은 도시가스 검침에 비용이 수반되기 때문이고,

고, 도시가스 검침으로 인해 실제 소비자가 도시가스를 사용한 시점과 판매량이 집계된 시점간에 시차가 존재하여 도시가스 판매량의 기온에 대한 영향도를 측정하는데 오차가 발생한다. 이에 반해 지역별 도시가스 사용량은 일별자료 사용이 가능하며, 판매량과 같은 소비와 자료집계 간에 시차가 존재하지 않는다.

본 연구에서 제시하는 지역별 도시가스수요예측모형(이후 지역모형이라 칭함)은 전국 도시가스수요를 수도권과 지방권으로 양분하여 별도의 예측모형을 구축하는 것이다. 지역모형의 전국 수요전망치는 개별적으로 예측된 수도권과 지방권 수요의 합으로 산출하였다. 지역모형의 유용성을 살펴보기 위해 전국 도시가스수요를 직접 이용한 전국모형과 예측력을 비교하였다. 기본적으로 12개월 예측을 기준으로 예측력을 측정하였으며, 예측기간에 따른 편의를 방지하기 위해 예측기간은 2013-2016년을 고려하였다. 예측력평가 결과, 2013-2015년에는 지역모형이 전국모형에 비하여 예측력이 우수한 것으로 나타났다. 특히 2014-2015년 결과에서 전국모형은 하절기에 과대 예측하여 큰 오차율을 보인 반면에, 지역모형은 상대적으로 안정적인 수준의 오차율을 보였다. 이 같은 결과는 지방권 도시가스수요에서 산업용수요 비중이 높기 때문에 경쟁연료와 상대가격으로 인한 산업용 수요의 대체효과를 전국모형에 비하여 지역모형에서 효과적으로 반영할 수 있었기 때문이다. 또한 수도권모형은 높은 가정용수요 비중으로 인해 수요가 전반적으로 안정적이고, 이로 인해 지방권모형에 비하여 동절기에 안정적인 예측오차율을 보였다. 이로 인해 많은 경우에 수도권과 지방권모형의 오차율이 상쇄되어 지역모형의 예측력이 상승하였다. 하지만 2016년 예측력평가에서는 지역모형의 예측오차율이 전국모형 오차율을 상회하였다. 이는 도시가스수요의 변동이 감소에서 증가로 갑작스럽게 전환되어 수도권과 지방권모형이 모두 과소 예측했기 때문이다. 이 같은 결과는 인플레이션전망에 대한 기존 연구에서도 지적하듯이 자료에 충격이 발생하는 경우에는 세부변수를 통한 예측모형의 오차율이 증가하고, 이를 합산 총량변수 전망치

또한 인력의 제한으로 가정용 수요는 복수의 검침일이 존재한다. 월 단위 도시가스 검침으로 기본적으로 일 단위 용도별 판매량 자료는 존재하지 않는다. 도시가스수요는 전력수요와 마찬가지로 공휴일에 근무일에 비하여 수요가 낮은 현상인 이른바 특수일 효과를 보이는데, 일별 판매량 자료의 부재로 용도별 수요예측모형에서는 이를 반영할 수 없다. 또한 도시가스 사용량을 월중에 검침하는 경우에는 당월 판매량에 지난달 사용량이 함께 포함되어 집계된다. 이에 따라 예측모형에 기온변수를 반영할 때 해당 월뿐만 아니라 한 달 전 기온도 함께 반영해야 하지만, 검침일에 관련된 도시가스 수요 정보가 공개되지 않아 기온변수의 영향도를 정확히 측정하기 어렵다.

를 산출하였을 때는 오차율 또한 합산되어 총량모형에 비하여 높은 오차율을 보인다는 것이다.

이후 논문 구성은 다음과 같다. II장에서 도시가스수요예측모형의 상세한 내용을 살펴보고, 기온관련 변수와 예측모형의 추정결과는 III장에 제시하였다. IV장에서 전국모형과 지역모형의 예측력 평가결과를 제시하고, V장에서 결론을 제시하였다.

II. 수요예측모형

본 연구는 Chang et al. (2014, 2015)이 제시한 전력수요예측모형을 도시가스수요에 적용하였다. 특히 도시가스수요의 소득탄력성을 시간에 대해 가변으로 설정하여 도시가스수요의 비선형적 증가추이를 고려하였고, 위 두 논문에서 제시한 기온효과를 이용하여 도시가스수요의 계절성을 모형화했다. Chang et al. (2014, 2015) 마찬가지로 김인무 외(2011)과 박준용(2004)도 도시가스수요예측모형에 시간변동계수와 기온효과를 적용하였다.

지역별 도시가스수요의 특성을 고려하여 본 논문은 전국 도시가스수요를 수도권과 지방권 수요로 구분하여 수요예측모형을 구축하였다. 지역을 보다 세분화 하지 않고 단지 수도권과 지방권으로 양분한 것은 예측모형의 개수가 많아지면 전체 수요의 오차율이 증가할 가능성이 높기 때문이다. Stock (2001)에 따르면 예측오차는 크게 모형설정오차(model misspecification error)와 추정오차(estimation error)로 구분할 수 있다⁴⁾. 이들 두 오차는 서로 상충관계에 있다. 많은 파라미터를 사용하여 모형을 보다 플렉서블하게 설정하면 모형설정오차는 감소하지만, 파라미터 개수 증가로 추정오차는 증가하는 경향을 보인다. 본 연구에서 전국 도시가스수요를 수도권과 지방권으로 구분한 것은 수도권과 지방권 수요행태 차이가 명확하고, 이를 구분하여 모형설정오차를 감소시킬 수 있었기 때문이다. 물론 이 경우에도 추정오차는 증가하였다. 하지만 위와 같이 양분하지 않고 지역을 더 세분화하는 것은 모형설정오차 부분에서 실익이 없다고 판단하였기 때문이다. 지방권 도시가스수요는 공통적으로 산업용수요 비중이 높고 이를 더 세분화하

4) Stock (2001)의 265p 식 27.2 참고.

여 모형설정을 향상시키기 어렵다고 판단한 것이다.

지역별 에너지수요에 대한 연구에서는 패널모형이 많이 이용되었다(Maddala et al., 1997; Bernstein and Griffin, 2005). 상기 연구의 주요 목적은 에너지수요의 소득 및 가격 탄력성의 지역별 차이를 분석하는 것이었다. 본 연구는 이와 달리 지역별 수요특성을 이용한 수요예측이 주된 목적이기에 단일방정식 시계열모형을 이용하였다. 수요예측에서 패널모형을 적용할 수 없는 것보다는 본 연구에서는 단일 방정식모형이 더 적합할 것으로 판단되기 때문이다. 여기에 대한 첫 번째 이유로, 본 논문에서 수도권과 지방권의 두 지역을 고려하기에 이를 통해 지역별 패널을 구성하기에는 지역의 개수가 상대적으로 작다. 패널모형 이외에도 외견상무관한 회귀모형(Seemingly Unrelated Regression, SUR)와 같은 시스템 회귀모형을 고려해 볼 수 있다. Mark et al.(2005)는 시스템 공적분 모형에 대한 SUR 추정법을 제시하였다. 하지만 시스템 공적분회귀모형에서 계수의 시간가변성을 반영할 수 있는 모형이 현재까지는 존재하지 않기에 상기 방법론을 본 연구에 직접 적용하기 어렵다⁵⁾. 국내 도시가스수요의 소득탄력성이 시간에 대해 비선형적으로 변한다는 것은 한국과 같은 개발도상국가의 에너지수요의 특징으로, 전력과 도시가스 수요에서 공통적으로 나타나는 현상이다(김인무 외, 2011; Chang, Y. and E. Martinez-Chombo, 2003). Chang et al., 2014은 전력수요예측에서 소득탄력성의 시간에 대한 가변성을 무시하고 상수로 설정하는 경우, 소득탄력성이 과대하게 추정되어 모형의 예측오차율이 증가한다는 것을 보였다.

1. 시간변동계수를 갖는 공적분모형

본 연구에서는 도시가스수요를 분석하기 위해 식 (1)의 공적분 모형을 고려하였다. 상기 모형은 Chang et al. (2014)이 제시한 것으로 에너지수요와 소득과의 관계를 시간에 따라 변화도록 설정하였고, 에너지 수요의 계절성을 모형화하기 위해 기온효과의 개념을 제시하였다.

5) Chang et al. (2016)은 전력수요의 국가별 패널모형에서 소득효과를 시간에 대해 가변으로 설정하였고, 이에 대해 kernel 추정법을 제시하였지만, 기본적으로 연별 수요에 대한 분석이며, 시간에 따른 소득효과 예측에 대한 방법론은 제시하지 않아 본 연구에 직접 적용하기는 어렵다.

$$y_t = \alpha + \delta s_t + \beta_t x_t + \gamma p_t + \varepsilon_t \quad (1)$$

위 식에서 y_t 와 x_t 는 각각 월별 도시가스수요와 소득을 나타내고, p_t 는 도시가스수요의 가격을 경쟁연료 가격으로 나눈 상대가격을 나타내고, s_t 는 기온효과로 정의된다. y_t 월 도시가스수요를 월유효일수⁶⁾로 나누어서 공휴일에 따른 수요변동을 제거하였다. 기온효과는 기온반응함수와 기온분포로 정의되는데, 자세한 내용은 다음절에서 설명하겠다. 또한 식(1)에서 기온효과를 제외한 모든 변수에 로그를 취하였다. 따라서 β_t 와 γ 는 각각 소득 및 가격탄력성으로 해석된다. 식 (1)의 모형을 전국, 수도권, 지방권 수요에 공통적으로 적용했으며, 경쟁연료 가격은 모형에 따라 상이하게 반영했다.

본 연구는 Chang et al. (2014)에서 제시한바와 같이 도시가스수요의 소득탄력성을 시간에 따라 서서히 변하는 부드러운 함수로 설정하였다. 구체적으로 소득탄력성을 식 (2)와 같이 표본 개수 T 와 시간에 대한 함수로 모형화하였다.

$$\beta_t = \beta \left(\frac{t}{T} \right) \quad (2)$$

Park and Hahn (1999)은 식 (2)의 함수를 식 (3)의 푸리에 플렉서블 폼(Fourier Flexible Form: FFF)을 이용하여 근사할 수 있음을 보였다.

$$\beta_k(r) = \theta_{k,0} + \theta_{k,1}r + \theta_{k,2}r^2 + \sum_{i=1}^k (\theta_{k,2i+1}, \theta_{k,2(i+1)}) \pi_i(r) \quad (3)$$

여기서 $r = t/T$, $\pi_i(r) = (\cos 2\pi ir, \sin 2\pi ir)'$, $\theta_{k,j} \in R$, $j = 0, 1, \dots, 2(k+1)$ 이다. Park and Hahn(1999)에 따르면 식 (3)에서 표본 개수에 따라 k 를 충분히 증가시키면 β 에 대한 일치추정량을 얻을 수 있다. 또한 $\theta_k = (\theta_{k,0}, \theta_{k,1}, \dots, \theta_{k,2(k+1)})'$, $f_k(r) = (1, r,$

6) 월유효일수는 휴일, 명절 등과 같은 특수일에 근무일 대비 수요가 차감되는 비율을 추정하여 월 일수를 재조정된 것으로 월 도시가스 수요를 월유효일수로 나누어주면, 해당 월에 발생한 특수일에 따른 변동분을 제거할 수 있다. 보다 구체적인 사항과 추정법은 김인무 외(2011)와 Chang et al. (2014)에 자세히 제시되어 있다.

$r^2, \pi_1(r)', \dots, \pi_k(r)'$ 로 정의하면, 식 (3)은 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$\beta_k(r) = f_k(r)' \theta_k \tag{4}$$

이에 따라 식 (1)도 식 (5)와 같이 변환할 수 있다.

$$y_t = \alpha + x_{kt} \theta_k + \delta s_t + \gamma p_t + \varepsilon_{kt} \tag{5}$$

여기서 $x_{kt} = f_k\left(\frac{t}{T}\right)' x_t$ 이고, $\varepsilon_{kt} = \varepsilon_t + (\beta - \hat{\beta}_t)\left(\frac{t}{T}\right) x_t$.

식 (5)에 대한 OLS 추정은 고정계수 공적분모형과 마찬가지로 설명변수와 오차항의 상관관계로 인해 점근적으로 비효율적인 추정치를 만들고 극한분포도 정규분포를 따르지 않아 t -test 혹은 F -test와 같은 표준적인 검정을 사용할 수 없게 된다. 따라서 본 연구에서는 Park and Hahn (1999)과 마찬가지로 정준공적분회귀(Canonical Cointegrating Regression) 모형을 사용하였다. 식 (5)에 대한 정준공적분회귀모형은 변환된 변수에 기반을 둔 회귀모형에 대한 최소제곱추정(OLS)을 통해 이루어진다.⁷⁾ 변환된 회귀모형에 대한 OLS 추정량은 소득탄력성을 푸리에 플렉서블 폼으로 근사함으로써 발생한 내생성과 오차항의 계열상관 문제를 효과적으로 다룰 수 있고, 또한 최우추정량과 점근적으로 동일한 극한분포를 갖는다는 점에서 효율적인 추정량으로 알려져 있다.

또한 Park and Hahn (1999)은 시간변동계수를 갖는 공적분모형의 적합성을 검증하기 위해 변수추가검정에 기반을 둔 두 가지 통계량을 제시하였다. 첫 번째 통계량은 시간변동계수모형을 고정계수모형과 구분하는 것으로, 두 모형 모두 공적분관계가 있다는 가정 하에 계수가 시간에 대해서 고정되어 있는지 여부를 검정하는 것이다. 두 번째 통계량은 두 모형이 시간변동계수를 갖는다는 가정 하에, 공적분모형으로 잘 정의되는지, 아니면 허구적회귀모형을 갖는지 검정하는 것이다. 구체적으로 아래의 통계량을 제시하였다.

7) 정준공적분모형에서 독립변수와 설명변수의 변환 과정은 Park and Hahn (1999) 4장을 참고하길 바란다.

$$\tau_1 = \frac{RSS_{FC} - RSS_{FC}^s}{\hat{\omega}_{nk}^2} \quad (6)$$

RSS_{FC} 는 상기 고정계수모형에 추정된 잔차항의 제곱합을 나타내고, RSS_{FC}^s 는 고정계수모형에서 여분의 s 차 시간추세항(t, t^2, \dots, t^s)을 추가적으로 고려한 모형에서 추정된 잔차항의 제곱합을 나타낸다. 또한 $\hat{\omega}_{nk}^2$ 는 식 (5)의 잔차를 이용한 장기분산 추정치이다. 위 통계량은 기본적으로 추가적으로 고려한 시간추세항의 계수가 0이라는 귀무가설을 갖는 Wald 검정이다. 상기 통계량의 기본적인 아이디어는 시간변동계수를 갖는 모형을 고정계수로 추정하는 경우에는 잔차항이 비정상시계열의 행태를 보일 것이고, 여기에 시간추세항을 추가적으로 고려하게 되면 시간추세항이 유의하게 추정될 것이다. 따라서 τ_1 의 귀무가설이 고정계수로 설정되어 있고, 귀무가설 하에서 극한분포는 자유도 s 를 갖는 카이제곱 분포이다.

두 번째 검정통계량은 시간변동계수를 갖는 공적분모형이 허구적회귀가 되지 않고, 의미 있게 잘 정의되는지 여부를 검정하는 것이다.

$$\tau = \frac{RSS_{TVC} - RSS_{TVC}^s}{\hat{\omega}_{nk}^2} \quad (7)$$

여기서 RSS_{TVC} 는 식 (1)의 시간변동계수 모형에서 추정된 잔차항의 제곱합을 나타내고, RSS_{TVC}^s 는 앞서와 같이 식 (1)의 모형에 추가적인 s 차 시간추세항(t, t^2, \dots, t^s)을 추가적으로 고려한 모형에서 추정된 잔차항의 제곱합을 나타낸다. 위 통계량의 귀무가설은 시간변동계수를 갖는 공적분모형이고, 대립가설은 시간변동계수를 갖는 허구적 모형이다. 귀무가설에서 극한분포는 τ_1 과 동일하다.

2. 기온효과를 통한 계절성 모형화

Chang et al. (2014)은 기온변동에 따른 에너지 수요의 변화를 효과적으로 모형화하기

위해 기온효과를 제시하였다. 구체적으로 기온효과 s_t 는 기온분포함수 $f_t(s)$ 와 기온반응함수 $g(s)$ 의 기온 s 에 대한 적분의 형태로 다음과 같이 정의된다.

$$s_t = \int f_t(s)g(s)ds \tag{8}$$

여기서 s 는 기온을 $[0, 1]$ 구간의 실수로 나타내기 위하여, 기온의 범위를 섭씨 -20도에서 40도까지 가정하여 $s = (\text{기온} + 20)/60$ 를 통하여 구한 값이다. 식 (8)의 기온효과 정의에서 기온분포함수 $f_t(s)$ 는 각 기온의 발생빈도를 상대빈도로 나타낸 것으로 개념적으로 확률밀도함수와 동일하며 비모수 추정법인 커널밀도함수를 통하여 추정할 수 있다.

기온반응함수 $g(s)$ 는 기온에 따른 도시가스 수요량을 함수 형태로 나타낸 것이다. 기온에 따른 도시가스 수요량의 변화는 기온에 따라 달리 나타난다. 예를 들어 같은 기온 1도의 변화라 하더라도 섭씨 17도에서 18도에서의 변화와 섭씨 -10도와 -11도의 변화 또는 섭씨 30도와 31도의 변화에 따른 도시가스 수요량의 변화가 다르게 나타나기 때문에 기온 변화에 따른 도시가스 수요량 변화를 나타내는 기온반응함수는 비선형함수가 된다.

기온반응함수를 일반적인 비선형함수로 가정하면 기온 s 에 대한 다항식과 삼각함수 항으로 구성되는 비선형 함수로 표현할 수 있다. 본 연구에서는 다음과 같은 FFF 함수 형태의 기온반응함수 추정식을 사용하였다.

$$g(s) = \sum_{i=0}^p \alpha_i s^i + \sum_{j=1}^q [\alpha_{1j} \cos(2\pi s j) + \alpha_{2j} \sin(2\pi s j)] \tag{9}$$

기온반응함수 (9)을 추정하기 위하여 다항식과 삼각함수 항의 일반화 정도를 나타내는 모수 p 와 q 를 사전적으로 결정하여야 한다. 식 (9)을 식 (8)에 적용하면 다음의 결과를 얻을 수 있다.

$$s_t = \sum_{i=0}^p \alpha_i x_{it} + \sum_{j=1}^q [\alpha_{1j} x_{1jt} + \alpha_{2j} x_{2jt}] + \varepsilon_{t,pg} \tag{10}$$

여기서

$$x_{it} = \int s^i f_t(s) ds, \quad x_{1jt} = \int \cos(2\pi js) f_t(s) ds, \quad x_{2jt} = \int \sin(2\pi js) f_t(s) ds$$

정의되며, $\varepsilon_{t,pg}$ 는 추정오차를 나타낸다.

Chang et al. (2015)는 Chang et al. (2014)이 제시한 기온반응함수 개념을 확장하여 교차기온반응함수를 제시하였다. 교차기온반응함수는 기온 이외에 기온반응함수가 변할 수 있는 요인을 함께 고려한 것으로 아래와 같이 정의된다.

$$g_t(s) = \sum_{k=0}^m w_t^k g^k(s) \tag{11}$$

여기서 $w_0 = 1$ 으로 정의되고, $g^0(s)$ 는 기온반응함수에서 시간에 대해 불변인 항을 나타낸다. 또한 $k = 1, 2, \dots, m$ 에 대해서 $g^k(s)$ 는 기온반응함수가 변수 w^k 에 의존하는 항을 나타낸다. Chang et al. (2015)는 기온반응함수의 변화에 영향을 줄 수 있는 변수로 경쟁연료와의 상대가격과 소비자선호, 기술발전 등을 제시하였다. 또한 소비자선호, 기술발전과 같은 변수는 관측되지 않으므로 시간을 대리변수로 사용한다. 본 연구에서는 기온반응함수의 여러 요인에 의한 전반적인 변화를 고려하기 위해 시간 기온반응함수를 고려하였다. 즉 $k = 1$ 로 설정하고, $w^1 = t/T$ 로 설정하였다. 교차기온반응함수도 식 (9)과 같이 FFF함수를 이용하여 근사할 수 있다. 또한 식 (12)의 교차기온반응함수의 근사치를 이용하여 기온효과를 정의하면 식 (10)과 유사한 추정방정식을 얻을 수 있다.

$$g_t(s) = g_0(s) + (t/T)g_1(s), \tag{12}$$

$$g_0(s) = \sum_{i=0}^{p_0} \alpha_i s^i + \sum_{j=1}^{q_0} [\alpha_{1j}^0 \cos(2\pi sj) + \alpha_{2j}^0 \sin(2\pi sj)]$$

$$(t/T)g_1(s) = \sum_{i=0}^{p_1} \alpha_i s^i (t/T) + \sum_{j=1}^{q_1} [\alpha_{1j}^0 \cos(2\pi sj)(t/T) + \alpha_{2j}^0 \sin(2\pi sj)(t/T)]$$

이후 기온반응함수와 기온효과 추정에 대한 내용은 식 (10)을 기준으로 설명하겠다. 식 (12)의 교차기온반응함수의 경우도 동일하게 진행된다. 기온반응함수 추정은 식 (10)

을 수요방정식 (1)에 대입하여 수요방정식과 함께 추정할 수 있다. 하지만 Chang et al.(2014)이 제안한 것처럼 본 연구도 2단계 추정방법을 사용하였다. 1단계에서 아래 회귀모형에서 OLS 추정을 이용하여 $\hat{\alpha}_i$, $\hat{\alpha}_{1j}$, $\hat{\alpha}_{2j}$ 를 추정하고, 이를 통해 s_t 을 추정한다.

$$y^s = \sum_{i=0}^p \alpha_i x_{it} + \sum_{j=1}^q [\alpha_{1j} x_{1jt} + \alpha_{2j} x_{2jt}] + \varepsilon_{t,pg} \quad (13)$$

여기서 y^s 는 추세가 제거된 도시가스수요로 y_t 를 12개월 이동평균으로 산출한다. 2단계에서는 추정된 s_t 를 식 (1)에 독립변수로 적용하여 수요방정식을 추정한다.

III. 실증분석

1. 자료

지역별 도시가스수요는 한국가스공사의 도시가스 공급량을 사용하였다. 공급량은 한국가스공사가 지역의 도시가스회사로 공급하는 가스량을 기준으로 집계한다.⁸⁾ 지역 구분은 서울 및 경인지역 도시가스 회사 공급량을 수도권 도시가스수요로 구분하고 나머지는 지방권 수요로 구분하였다. 강원권 수요는 지역적 위치를 고려하여 수도권으로 분류하였다. 소득변수는 GDP를 이용했으며, 한국은행 경제통계시스템에서 제공하는 계절 조정된 분기별 자료를 사용하였다. 분기별 GDP를 월단위로 변환하기 위해 계절 조정된 월별 산업생산지수의 분기별 비중을 이용하였다.⁹⁾ 도시가스 가격은 도시가스협회¹⁰⁾에서 제공하는 산업용 도시가스 요금을 적용하였다. 도시가스 요금은 도시가스 회사별로 차이가 있어, 수도권과 지방권 도시가스가격을 다르게 적용하였다. 전국을 수도권, 충청권, 대경권(대구·경북), 호남권, 동남권(부산·경남·울산)의 5대 지역으로 구분하고, 각 지역의 대표 도시가스사의 가격을 사용했다. 구체적으로 수도권은 서울 5개사

8) 한국가스공사는 천연가스를 공급하기에 일부 도시가스사의 LPG 공급량은 제외되었다. 2016년 현재 33개 도시가스가 가스를 공급하고 있으며, 이중 제주도시가스를 제외한 32개사가 LNG를 공급하고 있다.

9) 김인무 외(2011)과 Chang et al. (2014)도 유사한 방법을 사용하여 월별 GDP를 생성하였다.

10) <http://www.citygas.or.kr>

공급가격을 적용했으며, 지방권 도시가스가격은 각 지역을 대표하는 도시가스사¹¹⁾ 공급가격을 네 개 권역의 산업용 판매량 비중¹²⁾으로 가중평균하였다. 병커씨유와 LPG 가격은 사이버페트로¹³⁾에서 제공하는 정유사 공급가격을 사용하였으며, 전력과 도시가스가격은 소비자물가지수의 전력요금지수와 도시가스가격 지수를 이용하였다. 기온자료는 기상청에서 제공하는 서울, 대전, 대구, 광주, 부산의 시간별 기온을 사용하였다.

2000년 이후 지역 및 전국 도시가스수요를 <표 1>에 나타냈다. 과거 GDP 성장률을 상회하는 증가율을 보였던 도시가스수요는 2013년 이후 급격히 감소하였다. 이 같은 수요 감소는 국내경기가 전반적으로 부진한 가운데 저유가로 인한 산업용 도시가스수요의 가격경쟁력 하락, 온화한 동절기 기온이 주요 원인으로 지적되고 있다. GDP는 견조한 증가추세를 보이는 상황에서 위와 같은 도시가스수요의 급격한 감소는 도시가스수요에서 장기적 추세요인이 약화됐음을 의미한다. 지역별로 살펴보면, 수도권 수요는 지방권에 비하여 증가속도가 늦은 것을 볼 수 있다. 특히 2006년 이후 수도권수요는 증가와 감소를 반복하지만 2016년 수요가 2005년의 경우와 유사한 수준으로, 최근 10년 동안 수요가 거의 정체되어있는 것을 알 수 있다. 이에 반해 지방권수요는 경제성장률 상회하는 수준으로 빠르게 증가해왔다. 이로 인해 전반적으로 수도권 수요비중은 2000년 이후 지속적으로 하락하고, 지방권수요 비중이 증가하였다. 또한 지역별 수요의 용도별 수요구성비도 수도권과 지방권이 다르다. 2016년 수도권 가정용 수요비중¹⁴⁾은 51.8%이고, 산업용 수요비중은 18.7%이다. 이에 반해, 지방권은 가정용 수요비중이 37.1%이고, 산업용수요가 47.4%를 점유하고 있다. 전국적으로 가정용 수요비중이 전반적으로 감소하는 경향이 있지만, 현재까지 수도권 수요에서 가정용 수요비중이 50%이하로 떨어진 경우는 나타나지 않았다. 또한 지방권 수요에서 산업용 수요비중은 대체로 40% 중후반 수준을 유지하고 있으며, 점차 증가하는 경향을 보인다.

11) 부산도시가스(부산), 해양도시가스(광주), 대성에너지(대구), 충남도시가스(대전)

12) 2016년 기준으로 동남권 산업용 비중이 39.3%로 가장 높고, 그 다음으로 충청권이 26.3%이고, 대경권과 호남권이 각각 19.0%, 15.4%로 나타났다. 상기 지역별 비중은 최근 10년 동안 커다란 변화 없이 유사한 수준을 보이고 있다.

13) <http://www.cyberpetro.or.kr>

14) 도시가스협회에서 발간하는 도시가스편람을 이용하여 저자가 계산하였다. 지면의 제약으로 구체적인 자료는 생략하였고 저자에게 요청시 제공가능하다.

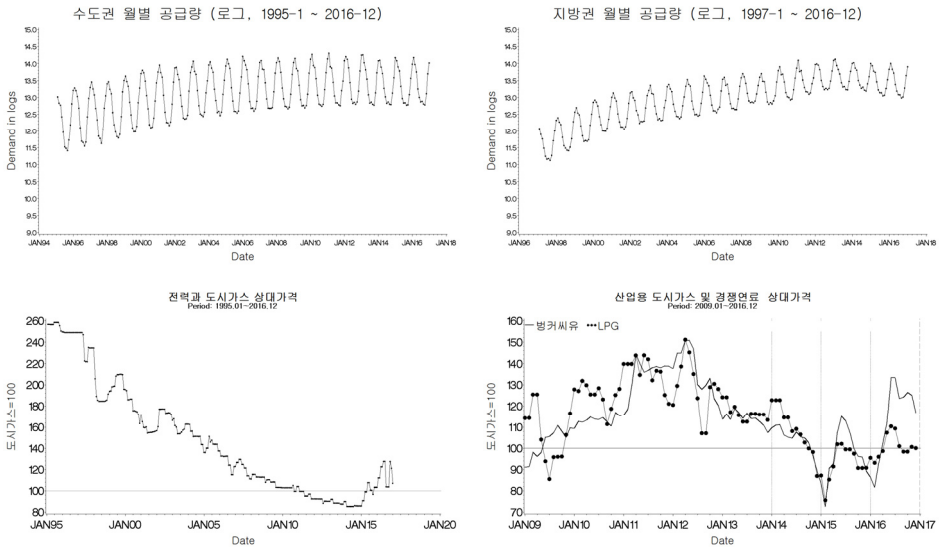
〈표 1〉 도시가스수요 증가추이

| 연도 | 수도권 | | 지방권 | | 전국 | | 수도권 수요 비중(%) | GDP 성장률 (%) |
|------|-------------|------------|-------------|------------|-------------|------------|--------------------|-------------------|
| | 공급량 (만톤) | 증가율 (%) | 공급량 (만톤) | 증가율 (%) | 공급량 (만톤) | 증가율 (%) | | |
| 2000 | 622 | 16.3 | 327 | 28.7 | 949 | 20.3 | 65.6 | 8.8 |
| 2001 | 658 | 5.8 | 367 | 12.3 | 1,026 | 8.0 | 64.2 | 4.5 |
| 2002 | 703 | 6.7 | 413 | 12.6 | 1,116 | 8.8 | 63.0 | 7.4 |
| 2003 | 748 | 6.4 | 450 | 8.8 | 1,197 | 7.3 | 62.4 | 2.9 |
| 2004 | 769 | 2.8 | 481 | 7.1 | 1,250 | 4.4 | 61.5 | 4.9 |
| 2005 | 857 | 11.5 | 551 | 14.6 | 1,408 | 12.7 | 60.8 | 3.9 |
| 2006 | 824 | -3.8 | 571 | 3.6 | 1,395 | -0.9 | 59.1 | 5.2 |
| 2007 | 841 | 2.0 | 605 | 5.9 | 1,446 | 3.6 | 58.2 | 5.5 |
| 2008 | 856 | 1.8 | 676 | 11.7 | 1,532 | 5.9 | 55.9 | 2.8 |
| 2009 | 860 | 0.4 | 687 | 1.7 | 1,547 | 1.0 | 55.6 | 0.7 |
| 2010 | 932 | 8.4 | 817 | 19.0 | 1,750 | 13.1 | 53.3 | 6.5 |
| 2011 | 897 | -3.8 | 926 | 13.3 | 1,823 | 4.2 | 49.2 | 3.7 |
| 2012 | 957 | 6.7 | 998 | 7.8 | 1,956 | 7.3 | 49.0 | 2.3 |
| 2013 | 924 | -3.5 | 1,030 | 3.2 | 1,954 | -0.1 | 47.3 | 2.9 |
| 2014 | 856 | -7.4 | 960 | -6.8 | 1,816 | -7.1 | 47.1 | 3.3 |
| 2015 | 831 | -2.8 | 858 | -10.6 | 1,689 | -7.0 | 49.2 | 2.6 |
| 2016 | 868 | 4.4 | 870 | 1.3 | 1,737 | 2.8 | 49.9 | 2.7 |

자료의 월별 시계열적 특징을 살펴보기 위해 <그림 1>에 도시가스수요와 경쟁연료와의 상대가격을 나타냈다. 도시가스수요는 기본적으로 난방부하의 비중이 높기 때문에 동고하저형의 계절패턴을 보인다. 그림에서 V-자 형태의 반복적인 패턴이 이러한 계절성을 나타낸다. V자형태의 수요변동에서 세로 폭을 통해 계절성의 크기를 알 수 있는데, 수도권이 지방권에 비하여 계절적 변동이 큰 것을 알 수 있다. 이는 수도권 동절기 기온이 지방권에 비하여 상대적으로 낮고, 전체 수요에서 가정용 수요비중이 높기 때문이다. 본 연구에서 도시가스의 경쟁연료로 전력과 벙커씨유를 고려하였다. 전력은 가정용 도시가스와 난방수요에서 경쟁하고, 벙커씨유는 산업용 도시가스와 경쟁하는 것으로 알려져 있다¹⁵⁾. 전력가격을 먼저 살펴보면, 도시가스가격에 대비한 전력가격은 1995년 이

래로 빠르게 하락하고 있다. 2015년 이후에는 전력 상대가격이 다시 급등하는 모습을 보인다. 병커씨유 가격은 2014년 이전까지는 도시가스에 비해 상대적으로 높은 수준을 보였으나, 이후 2014-2015년에는 급속히 하락하였다. 2016년에는 병커씨유 가격이 다시 상승하여 최근 3년간 상대가격변동이 큰 것을 알 수 있다. LPG 가격은 수요예측모형에 고려하지는 않았지만, 최근 공격적인 마케팅으로 산업용 도시가스수요를 대체한다는 지적이 있다. 가격추이는 병커씨유와 유사한 모습을 보인다.

〈그림 1〉 도시가스수요 및 경쟁연료와 상대가격



공적분모형 추정에 앞서, 도시가스수요와 관련 변수에 대한 단위근 검정결과를 <표 2>에 나타냈다. ADF (Augmented Dickey-Fuller)과 KPSS (Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin) 검정을 고려했다. ADF 검정의 귀무가설은 단위근 존재한다는 것이고, KPSS 검정은 단위근 존재하지 않는다 귀무가설을 갖는다. ADF 검정에서 AIC (Akaike Information Criterion)를 최소화 하는 기준으로 최적 시차변수의 개수를 선정하였으며, 최대 시차는

15) 전력과 도시가스간의 경쟁관계는 김인무 외(2011)를 참조하고, 박명덕·이상열(2015)은 산업용 도시가스의 경쟁연료에 대한 상세한 사항을 제시하였다.

Schwert (1989)가 제시한 기준인 최대시차 = $[12(n/12)^{0.25}]$ 로 결정하였다. 여기서 n 은 자료개수를 의미하며, $[x]$ 은 x 를 넘지 않는 최대 정수를 의미한다. 모형에 따라서 자료기간의 차이로 인해 최대 시차는 차이가 나는데, 대부분 15로 설정했으며, 병켜씨유 상대가격은 2009년 이후만을 모형에 반영하였기에 최대시차가 11이고, 지방권모형의 가스수요의 최대시차는 14로 설정하였다.

ADF 검정과 KPSS 검정 모두 상수항과 추세항을 고려하였다. 전반적으로 살펴보면, 대부분의 변수에 단위근이 존재한다는 증거를 찾을 수 있었다. ADF 검정을 먼저 보면, 로그를 취한 도시가스수요는 상수항만을 고려한 경우에 단위근이 존재한다는 귀무가설이 기각되었다. 하지만 추세항을 고려한 경우에는 모두 귀무가설을 기각하지 못했다. 또한 KPSS 검정에서는 모든 경우에 단위근이 존재하는 결과를 명확히 보여주었다.

〈표 2〉 단위근 검정*

| 모형 | 변수 | ADF Test | | KPSS Test | |
|-----|-------|--------------------------|------------|--------------------|--------------------|
| | | Demeaned | Detrended | Demeaned | Detrended |
| 전국 | y_t | -4.137 ^a (15) | -2.570(15) | 3.903 ^a | 0.355 ^a |
| | x_t | -1.875(4) | -2.592(3) | 6.957 ^a | 1.118 ^a |
| | p_t | -2.544(3) | -2.822(1) | 0.665 ^b | 0.440 ^a |
| 수도권 | y_t | -2.899 ^b (15) | -1.411(13) | 1.597 ^a | 0.155 ^b |
| | p_t | -1.954(6) | -0.367(6) | 5.128 ^a | 0.560 ^a |
| 지방권 | y_t | -2.807 ^b (14) | -1.371(14) | 4.187 ^a | 1.008 ^a |
| | p_t | -2.707 ^c (2) | -2.890(2) | 0.398 ^c | 0.297 ^a |

*ADF 검정은 단위근이 존재한다는 귀무가설을 갖고, KPSS 검정의 귀무가설은 단위근이 존재하지 않는다는 것이다. ADF 검정에서 괄호안 숫자는 시차변수의 차수를 나타내며, 위첨자 a, b, c는 각각 1%, 5%, 10%에서 통계적으로 유의함을 나타낸다.

2. 수요방정식 추정결과

교차기온반응함수와 기온효과 추정결과를 <그림 2>에 나타냈다.¹⁶⁾ 기온분포함수는 시간별 기온자료를 이용하여 비모수적 커널밀도함수로 추정하였다. 전국 및 권역별 기온분포함수는 서울, 대전, 대구, 광주, 부산의 지역별 기온분포함수를 판매량 비중으로

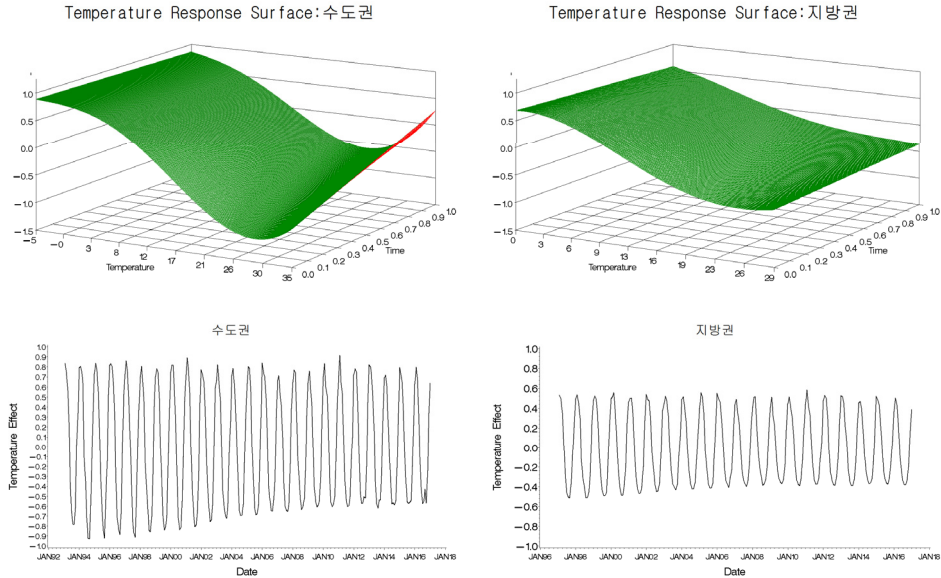
16) 전국의 교차기온반응함수와 기온효과는 수도권의 경우와 유사하여 생략하였다. 또한 지면의 제약으로 식 (12)의 교차기온반응함수 추정결과도 생략하였다.

가중평균하여 추정하였다. 기준 기온반응함수는 추정에서 FFF 함수형태는 다항식항은 2차까지, 삼각함수항은 한 쌍을 사용하였고, 시간기온반응수에서는 다항식항은 1차까지 사용하고, 삼각함수항도 한쌍을 이용하였다. 이 같은 설정은 도시가스수요의 특성을 고려하여 기온반응함수가 의미 있게 추정되기 위한 것으로, 김인무외(2011)에서도 본 연구와 동일하게 설정하였다.

기온반응함수는 기본적으로 기온에 대한 도시가스수요의 민감도로 해석할 수 있다. 다시 말해 기온이 1도 상승하거나 하락 시 도시가스수요의 변화를 상대적으로 나타낸 것이라 생각할 수 있다. 따라서 기온반응함수의 해석에 있어서 절대적인 함수값 보다는 함수의 형태가 정보가 많이 담겨있다. 교차기온반응함수는 여기에 기온반응함수의 시간에 대한 변화를 추가적으로 고려한 것이다. 상단의 교차기온반응함수를 살펴보면, 그래프가 기온축과 시간축으로 이루어진 것을 볼 수 있다. 시간축은 이해의 편의를 위해 기온반응함수 추정기간을 [0.1]로 정규화하여 나타냈다.

수도권 추정치를 먼저 살펴보면, 기온이 하락할수록 기온반응도가 상승하는 것을 볼 수 있다. 이 같은 모습은 도시가스가 기본적으로 난방용으로 사용되기 때문에 기온이 하락하면 수요가 증가한다는 것을 보여주는 것이다. 여기에 각 기온별로 기온반응함수의 기울기가 다른 것을 볼 수 있다. 이는 각 기온에서 1도 변화시 도시가스 증감량이 다르다는 것을 의미하는 것으로 도시가스수요가 기온에 대한 비선형적인 관계를 갖고 있음을 나타낸다. 하절기에 일정부분 냉방용 수요가 있기 때문에 기온이 30도 보다 큰 구간에서는 기온반응도가 다시 상승하는 것을 볼 수 있다. 또한 이러한 하절기 기온반응도가 최근으로 올수록 커지는 것을 볼 수 있다. 지방권 교차기온반응함수는 동하절기 계절격차가 수도권에 비하여 작은 것을 볼 수 있다. 하절기 냉방수요로 인한 기온반응도도 수도권에 비하여 작은 것으로 나타났다. 하단의 기온효과 추정치는 기온반응함수에서 살펴본 것처럼 수도권의 계절성이 지방권에 비하여 큰 것을 알 수 있고, 하절기 기온반응도가 상승하여 전체적인 계절성은 감소하는 모습을 볼 수 있다. 이에 반해 지방권 계절성은 시간이 변함에 따라 큰 차이를 보이지 않는 것으로 추정되었다.

<그림 2> 교차기온반응함수 및 기온효과 추정치



<표 3>은 식 (1)의 도시가스 수요방정식에 대한 추정결과를 나타낸다. 추정기간은 가능한 자료기간을 고려하여 모형에 따라 다소 다르게 설정하였다. 전국모형은 1994년 1월에서 2016년 12월, 수도권모형은 1995년 1월에서 2016년 12월, 지방권모형은 1997년에서 2016년 12월까지 자료를 사용하여 수요방정식을 추정하였다. 가격변수로는 전력과 병커씨유 상대가격을 고려하였다. 전국과 지방권 모형은 전력상대가격이 유의하지 않아 모형에서 제외했으며, 동일한 이유로 수도권 모형은 전력 상대가격만 반영하였다. 이 같은 결과는 수도권 수요는 상대적으로 가정용 수요비중이 높고, 지방권은 산업용 수요비중이 높기 때문인 것으로 해석할 수 있다. 또한 산업용 수요에서 도시가스와 병커씨유의 경쟁이 2008년 중반에 발생한 고유가 시기 이후라는 의견이 지배적이어서 병커씨유 상대가격을 터미변수를 이용하여 2009년 이후부터 모형에 반영하였다. 전력상대가격은 전 기간을 모두 반영하였다. 전국, 수도권, 지방권모형에서 가격변수는 시차를 고려하여 모형에 반영하였다. 최대 5개월까지 시차를 고려하였고, 평균제곱오차(Mean Square Error)를 최소화하는 기준으로 선정하였다. 분석결과 세 모형 모두 가격변수에 대한 시

차를 1개월로 설정되었다. 식 (2)의 시간변동계수 추정을 위해서 삼각함수의 개수인 k 를 미리 결정해야 된다. 시간변동계수는 기본적으로 시간에 대한 함수로 본 연구에서는 시리즈 함수를 이용하여 비모수적인 방법으로 추정하였다. 여기서 k 는 일반적인 비모수 추정에서 bandwidth와 같은 역할을 하여 k 를 증가시키면 시간변동계수 추정에서 편의(bias)는 감소하지만 분산이 증가한다. 식 (1)에서 정의한 시간변동계수를 갖는 모형에서는 도시가스 수요 예측시에 시간변동계수의 예측치도 필요하다. 따라서 다른 조건이 일정하다고 가정할 때 시간변동계수의 분산이 커지는 현상은 예측치의 불확실성을 증가시킨다. 따라서 본 연구에서는 예측력과 모수절약원칙을 고려하여 k 를 설정하였다. 구체적으로 시간변동계수의 유의성을 기준으로 k 를 결정하였다. 분석결과 상기 세 모형 모두 $k = 1$ 로 설정하였다.

〈표 3〉 수요방정식 추정결과

| 변수 | 전국 모형 | | 수도권 모형 | | 지방권 모형 | | |
|----------------|----------------------|------------|------------|------------|------------|-----------|------------|
| | estimate | t-value | estimate | t-value | estimate | t-value | |
| 상수항 | 8.412 | 5.834*** | 6.506 | 4.729*** | 7.889 | 4.189*** | |
| 전력 상대가격 | NA | | -0.169 | -3.082*** | NA | | |
| 병커씨유 상대가격 | -0.094 | -2.289** | NA | | -0.201 | -3.997*** | |
| 기온효과 | 1.003 | 147.416*** | 1.011 | 188.614*** | 1.019 | 82.066*** | |
| 시간 변동 계수 | $\hat{\theta}_{k,0}$ | -0.013 | -0.100 | 0.193 | 1.505 | -0.015 | -0.087 |
| | $\hat{\theta}_{k,1}$ | 0.656 | 31.244*** | 0.330 | 11.860*** | 0.651 | 26.442*** |
| | $\hat{\theta}_{k,2}$ | -0.469 | -29.634*** | -0.234 | -11.722*** | -0.493 | -25.157*** |
| | $\hat{\theta}_{k,3}$ | 0.020 | 11.602*** | 0.005 | 2.690*** | 0.033 | 15.669*** |
| | $\hat{\theta}_{k,4}$ | 0.016 | 22.063*** | 0.006 | 8.284*** | 0.006 | 6.801*** |
| adj R^2 | 0.997 | | 0.996 | | 0.995 | | |
| RMSE | 0.039 | | 0.040 | | 0.045 | | |

NA: Not Available, adj R^2 : 조정된 결정계수, RMSE: Root Mean Squared Error.

, *는 각각 5%, 1%에서 통계적으로 유의함을 나타낸다.

전체적인 모형의 적합도를 보면 예상할 수 있듯이 전국모형이 가장 우수한 것을 알 수

있다. 수도권 모형의 적합도는 전국모형과 큰 차이가 없으나 지방권모형은 이들에 비하여 적합도가 낮은 것을 알 수 있다. 이는 이 같은 결과는 지방권에 산업용 수요비중이 높아 전반적인 경제상황과 경쟁연료 가격에 따른 변동이 큰 것에서 원인을 찾을 수 있다. 상대가격 변수는 세 모형 모두 유의한 것으로 나타났다. 전국모형은 비교적 최근에 가격 효과가 발생한 것으로 판단된다. 추정기간을 과거로 변경할수록 가격탄력성의 유의성이 하락하는 현상을 보였다. 기온효과와 시간변동계수는 모두 유의하게 추정되었다.

<표 4>는 시간변동계수를 갖는 공적분모형의 적절성에 대한 검정결과를 나타낸다. 통계량 τ_1 은 고려하는 모형이 시간변동계수가 적합한지 여부를 검정한다. 여기서 귀무가설은 고정계수모형이고, 대립가설이 시간변동계수모형이다. 통계량 τ 는 시간변동계수모형이 공적분모형으로 잘 정의되는지 여부를 검정한다. 시간변동계수 공적분모형을 귀무가설로 갖고, 대립가설은 허구적 회귀모형으로 설정되었다. 검정결과를 보면, τ_1 은 귀무가설인 고정계수모형을 기각하는 것을 알 수 있다. 또한 τ 에서는 귀무가설이 기각되지 않았기에, 본 모형에서 설정한 시간변동계수모형이 공적분모형으로 잘 정의되는 것을 알 수 있다.

<표 4> 시간변동계수 공적분모형의 적합성 검정

| | 전국모형 | | 수도권모형 | | 지방권모형 | |
|----------|------------|---------|------------|---------|------------|---------|
| | Test Stat. | 5% C.V. | Test Stat. | 5% C.V. | Test Stat. | 5% C.V. |
| τ | 5.4 | 9.49 | 3.3 | 9.49 | 2.3 | 9.49 |
| τ_1 | 3,713.7 | 9.49 | 1,489.1 | 9.49 | 692.9 | 9.49 |

IV. 예측력 평가

1. 예측실험 설계

본 절에서는 수도권과 지방권으로 구분한 지역모형의 예측력을 살펴보려 한다. 구체적으로 전국 도시가스수요를 이용한 i) 전국모형과, 수도권과 지방권의 개별 수요예측모형을 통하여 지역별 수요를 산출하고, 이를 합산하여 전국 도시가스수요를 전망한 ii) 지역모형의 예측력을 비교하였다. 예측력평가는 표본외예측(out of sample forecast) 기

법을 사용하였다. 즉 전체 자료기간을 두 기간으로 나누어 전반부 기간의 자료는 모형추정에만 사용되고 여기서 추정된 모수를 수요방정식에 적용하여 후반부 기간에 해당하는 예측치를 산출하는 것이다. 예측기간은 12개월로 설정했으며, 기간에 따른 예측력의 편의를 방지하기 위해 2013, 2014, 2015, 2016년에 대해서 각각 12개월 예측을 한 뒤 예측력을 평가하였다.

본 연구에서는 도시가스수요의 소득탄력성을 시간에 따라 변화하는 것으로 설정하였다. 따라서 예측시 미래의 소득탄력성도 예측할 필요가 있다. 식 (3)에서 제시한 바와 같이 시간변동계수는 기본적으로 시간에 대한 함수이므로 푸리에 플렉서블폼을 통해 아래와 같이 소득탄력성을 예측하였다.

$$\hat{\beta}_{T+t} = \hat{\theta}_{k,0} + \hat{\theta}_{k,1}\left(1 + \frac{t}{T}\right) + \hat{\theta}_{k,2}\left(1 + \frac{t}{T}\right)^2 + \sum_{i=1}^k (\hat{\theta}_{k,2i+1}, \hat{\theta}_{k,2(i+1)})\pi_i\left(\frac{t}{T}\right), t = 1, 2, \dots, h.$$

이를 통해 오차수정모형의 예측치는 아래 식을 통해서 산출하였다.

$$\Delta y_t^0 = \pi_0 \hat{\varepsilon}_{t-1} + \sum_{i=1}^{p_2} \pi_{y,i} \Delta y_{t-i} + \sum_{i=1}^{p_2} \pi_{x,i} \Delta x_{t-i} + \sum_{i=1}^{p_2} \pi_{p,i} \Delta p_{t-i} + u_t$$

여기서 y_t^0 는 도시가스수요에서 확정적인 성분을 제거한 나머지를 나타내며, $\hat{\varepsilon}_{t-1}$ 는 시간변동계수 공적분모형에서 추정된 전기 오차항을 나타낸다. 또한 월별 도시가스수요의 계절성을 고려하여 자기회귀항의 개수인 p_2 는 12로 설정하였다.

예측력 평가는 기본적으로 모형의 오차율을 사용하였다. 월 단위 오차율을 산정하고, 이를 아래와 같이 절대평균오차(MAPE)을 통해 모형 간 예측력을 비교하였다.¹⁷⁾

17) 기존 연구에서 예측오차를 측정에 대한 여러 방안이 제시되었으나, 본 연구에서는 실무적으로 널리 사용되는 절대평균오차를 이용하였다. 절대평균오차 이외의 방법론은 De Gooijer and Hyndman (2006)의 Table 2를 참고하길 바란다.

$$\text{MAPE} = \frac{1}{h} \sum_{t=1}^h \left| \frac{\exp(\hat{y}_{T+t})}{\exp(y_{T+t})} - 1 \right| \times 100$$

여기서 \hat{y}_{T+t} , y_{T+t} 는 각각 $T+t$ 기의 로그를 취한 예측치와 실적치를 의미하고, h 는 예측기간을 의미하며 앞서 언급했듯이 12개월로 설정하였다.

2. 예측력 평가결과

지역과 전국모형의 예측력평가 결과를 <표 5>에 나타냈다. 2013년에서 2015년의 결과를 보면 지역모형이 전국모형에 비하여 예측력이 우수함을 알 수 있다. 전 기간 평균오차율을 기준으로 보면, 전국모형은 2013년에 3.05%의 평균오차율을 보인 반면에 지역모형의 평균오차율은 2.38%이다. 2014년의 경우에도 전국모형과 지역모형의 평균오차율이 각각 4.01%와 2.04%로 지역모형의 오차율이 전국모형에 비하여 절반 수준으로 낮은 것으로 나타났다. 이 같은 경향은 2015년 결과에서 더욱 뚜렷해진다. 전국모형의 평균오차율이 지역모형에 비하여 두 배 이상 큰 것을 알 수 있다. 2013년 예측력 평가결과에서는 지역모형의 평균오차율이 전국모형에 비하여 낮았지만, 큰 차이를 보이지 않았다. 2014, 2015년 전국모형의 오차율은 동절기보다는 하절기에 집중적으로 발생하는 것을 볼 수 있다. 특히 2015년의 경우에는 전국모형의 동절기 오차율은 1.73%로 매우 우수한 반면에 하절기에 10.19%의 높은 오차율을 보였다. 이 같은 결과는 앞서 언급했듯이 2013년 이후에 전반적으로 수요가 감소하는 상황이었고, <그림 2>의 경쟁연료 가격에 나타낸 것처럼 2014~2015년에 도시가스 경쟁력이 급속히 감소하는 것을 볼 수 있었다. 결론적으로 전국모형은 이러한 산업용 수요의 가격으로 인한 대체효과를 적절히 반영하지 못한 것으로 판단된다. 이에 반해 지역모형에서는 지방권모형이 산업용 수요의 가격효과를 적절히 고려하였기에 전체적으로 지역모형의 오차율을 안정적인 수준으로 유지할 수 있었다.

〈표 5〉 예측력 평가결과

| 월 | 2013년 오차율(%) | | | | 2014년 오차율(%) | | | |
|-------|--------------|-------|--------|--------|--------------|-------|-------|--------|
| | 전국 모형 | 지역모형 | | | 전국 모형 | 지역모형 | | |
| | | 소계 | 수도권 | 지방권 | | 소계 | 수도권 | 지방권 |
| 1 | -4.31 | -1.70 | -0.35 | -3.23 | 1.42 | 2.12 | 2.60 | 1.60 |
| 2 | -3.61 | -0.95 | 1.39 | -3.49 | 0.53 | 3.22 | 4.93 | 1.47 |
| 3 | -2.23 | 1.15 | 6.86 | -4.51 | -2.28 | -1.72 | -1.98 | -1.48 |
| 4 | -4.39 | -0.29 | 5.07 | -4.88 | 5.58 | 3.61 | 3.26 | 3.90 |
| 5 | -5.43 | -2.96 | -4.03 | -2.21 | 5.01 | 2.88 | 3.18 | 2.67 |
| 6 | -6.58 | -5.36 | -5.74 | -5.12 | 1.92 | -0.85 | -4.17 | 1.28 |
| 7 | -6.65 | -6.09 | -10.18 | -3.51 | 0.46 | -1.07 | -1.97 | -0.48 |
| 8 | 0.16 | 1.33 | 0.26 | 2.03 | 3.17 | -0.89 | -5.31 | 2.04 |
| 9 | 0.11 | -0.66 | 0.32 | -1.28 | 6.58 | -0.18 | -2.40 | 1.30 |
| 10 | 1.24 | 1.24 | 2.82 | 0.11 | 8.77 | 2.40 | 0.43 | 3.91 |
| 11 | -0.82 | 1.89 | 2.75 | 1.06 | 5.22 | 0.54 | -1.13 | 2.15 |
| 12 | 1.01 | 4.98 | 5.33 | 4.61 | 7.13 | 5.68 | 5.02 | 6.46 |
| 평균오차율 | | | | | | | | |
| 전기간 | 3.05 | 2.38 | 3.76 | 3.00 | 4.01 | 2.10 | 3.03 | 2.40 |
| 하절기* | 3.36 | 2.94 | 3.89 | 2.38 | 4.32 | 1.38 | 2.91 | 1.95 |
| 동절기 | 2.73 | 1.83 | 3.62 | 3.63 | 3.69 | 2.81 | 3.15 | 2.84 |
| 월 | 2015년 오차율(%) | | | | 2016년 오차율(%) | | | |
| | 전국 모형 | 지역모형 | | | 전국 모형 | 지역모형 | | |
| | | 소계 | 수도권 | 지방권 | | 소계 | 수도권 | 지방권 |
| 1 | 2.27 | 3.69 | 4.09 | 3.22 | -4.00 | -1.99 | 0.76 | -5.25 |
| 2 | 0.51 | 1.01 | 4.19 | -2.58 | -2.54 | 0.12 | 2.34 | -2.42 |
| 3 | -2.28 | -1.78 | -0.23 | -3.40 | -3.46 | -2.26 | -2.45 | -2.07 |
| 4 | 1.87 | -2.17 | 0.29 | -4.33 | -0.97 | -2.99 | 0.48 | -6.03 |
| 5 | 8.73 | 2.30 | 5.01 | 0.19 | -0.84 | -4.02 | -4.69 | -3.45 |
| 6 | 8.21 | -0.40 | -0.53 | -0.30 | -2.89 | -6.31 | -6.96 | -5.79 |
| 7 | 8.30 | -0.12 | -0.35 | 0.05 | -1.50 | -5.42 | -6.62 | -4.43 |
| 8 | 12.49 | 1.74 | 4.04 | -0.01 | 9.15 | 5.47 | 12.26 | -0.19 |
| 9 | 10.30 | -0.59 | 1.21 | -1.94 | -1.22 | -7.00 | -4.93 | -8.64 |
| 10 | 13.12 | 3.24 | 11.67 | -3.81 | -4.31 | -8.34 | -4.85 | -11.31 |
| 11 | 2.14 | -5.29 | 3.24 | -14.14 | -6.82 | -7.71 | -4.06 | -11.54 |
| 12 | 1.28 | -3.48 | 7.56 | -16.27 | -8.68 | -7.37 | -2.72 | -12.58 |

〈표 5〉 예측력 평가결과 (Continued)

| | 평균오차율 | | | | | | | |
|-----|-------|------|------|------|------|------|------|------|
| | 5.96 | 2.15 | 3.53 | 4.19 | 3.86 | 4.92 | 4.43 | 6.14 |
| 전기간 | 5.96 | 2.15 | 3.53 | 4.19 | 3.86 | 4.92 | 4.43 | 6.14 |
| 하절기 | 10.19 | 1.40 | 3.80 | 1.05 | 3.32 | 6.09 | 6.72 | 5.64 |
| 동절기 | 1.73 | 2.90 | 3.26 | 7.32 | 4.41 | 3.74 | 2.14 | 6.65 |

* 5월에서 10월 사이를 하절기로 정의하였고, 나머지 기간을 동절기로 구분

지역모형의 오차율을 수도권과 지방권으로 구분하여 살펴보면, 전반적으로 수도권은 동절기 오차율이 낮고, 지방권은 하절기에 상대적으로 높은 정확도를 보였다. 이는 수도권은 가정용 수요비중이 높아 동절기에 모형의 정확도 높아진 것이고, 반대로 지방권은 상대적으로 하절기에 산업용 수요비중이 높기 때문에 동절기 보다는 하절기에 정확한 예측치를 산출한 것으로 판단된다. 또한 많은 경우에 두 모형의 오차율이 동하절기에 서로 상쇄되어 전체적으로 지역모형의 예측오차율이 낮아진 것을 알 수 있다.

2016년의 예측력 평가결과는 이전 기간과 다르게 전국모형이 지역모형에 비하여 예측력이 더 우수한 것으로 나타났다. 전국모형의 평균오차율이 3.86%인 반면에 지역모형은 4.92%의 평균오차율을 보였다. 또한 오차율 추이를 보면 전국과 지역모형 모두 과소예측하고 있다. 이는 2013년부터 감소하던 도시가스 수요가 2016년에 전년대비 증가하였는데, 상기 세 모형 모두 증가추세를 잡아내지 못했기 때문이다. 지방권모형에서 주목할 것은 수도권과 지방권 모두 전반적으로 높은 오차율을 보였고, 동하절기에 오차율이 상쇄되는 현상도 보이지 않는다는 것이다.

전국모형과 지역모형의 예측력 비교는 문헌에서 많이 제기되었던 총량변수(aggregate variable)를 직접 사용하여 예측치를 산출하는 방법과 총량변수를 구성하는 세부변수(disaggregate variable)를 개별적으로 예측한 뒤, 이를 합산하여 총량변수의 전망치를 도출하는 문제로 생각해 볼 수 있다. 이론적인 측면에서 두 가지 예측방법을 비교할 수 있지만, 대부분의 연구에서 자료생성과정(Data Generating Process)을 알고 있다는 가정과 같은 현실과는 동떨어진 가정하에서 예측력을 비교하였다. 따라서 대부분의 연구에서는 실증적인 차원에서 두 가지 방법의 예측력을 비교하였는데, 어느 한쪽 모형의 예측력이 우수하다는 일치되는 견해는 없는 상태이다.

세부변수를 이용한 방법의 장점으로는 첫째, 서로 다른 개별 자료의 고유의 특성을 반영할 수 있고, 또한 세부변수에 따라 관련 변수와 해당 정보를 다르게 사용하여 모형설정을 보다 정확하게 할 수 있기 때문에 보다 예측력이 우수하다는 것이다.(Barker and Pesaran, 1990). 또한 세부변수의 예측치가 서로 상쇄되어서 오차가 줄어들 수 있다는 것이다. 본 연구에서 제시하는 수도권과 지방권 모형에서 각 수요의 특성을 고려하여 상대가격을 상이하게 설정하였고, 이로 인해 예측력을 향상시킬 수 있었다. 또한 앞서도 언급했듯이 수도권모형은 동절기에 모형의 정확도가 높고, 상대적으로 지방권 모형은 하절기의 예측오차가 낮아, 지역모형의 예측치를 산출하는 경우에 오차가 상쇄되어 지역모형의 오차율이 감소되는 현상을 보였다.

반대로 총량변수를 직접 이용하여 예측모형을 구성하는 연구에서는 현실적으로 총량변수 보다 세부변수에 대한 모형설정(model specification)이 쉽지 않다는 것을 첫 번째 근거로 제시한다. 따라서 세부모형에서는 모형설정오류가 발생할 가능성이 높아 결과적으로 예측이 낮다는 것이다.(Grunfeld and Griliches, 1960) 또한 일부 변수에 충격이 발생하여 오차가 같은 방향으로 발생한다면 오차가 상쇄되기 보다는 더욱 커질 수도 있다고 주장한다. Hubrich(2005)는 유로지역 인플레이션의 예측력 분석에서 유가충격이 다수의 세부 변수의 예측력을 저하시켰고, 이를 총량으로 변환하였을 때 오차율도 커지는 현상이 발생했다는 결과를 제시하였다.

이 상의 결과를 종합하면, 2013에서 2016년의 예측력평가 2016년을 제외한 기간에서 지역모형이 전국모형 보다 예측력이 우수한 것으로 나타났다. 일반적으로 지역별 도시가스수요의 특성이 유사하다면 총량을 이용하여 모형화하는 것이 예측력 측면에서는 유리하다. 세부 변수를 개별적으로 모형화하는 경우에는 추정할 모수가 증가하기 때문에 예측력이 하락할 가능성이 높다. 하지만 개별 시계열 자료의 특성이 상이하다면, 개별의 자료의 특성을 반영한 예측모형을 통해 총량의 예측오차를 줄일 수 있을 것이다. 실제로 인플레이션 전망에 대한 여러 연구에서 세부변수를 이용한 예측이 총량변수를 이용한 경우에 비하여 예측력이 우수하다는 연구결과 제시하였다(Duarte and Rua, 2007; Moser et al., 2007; Hubrich and Skudelny, 2017). Zellner and Tobias(2000)은 경제성장률 전망에서도 개별 국가모형이 총합모형에 비하여 우수한 예측력을 보인다는 결과를 제시하였고, Stock and Watson (2003)은 유로지역 주요 거시경제변수 전망에서 개별 국

가 전망치를 통한 예측이 유로지역 총량변수를 직접 사용한 것에 비하여 예측력이 우수함을 보였다. Bartelsman and Zoltan (2014)도 유사하게 개별변수를 이용한 예측이 보다 정확한 예측력을 보인다는 결과를 제시했다. 또한 Bermingham and D'Agostino (2014)에 따르면, 세부변수를 통한 예측이 총량변수를 이용한 예측에 비하여 예측력이 저하된 연구결과에서는, 많은 경우에 모형의 추정기간이 짧다는 것을 지적하였다. 하지만 본 연구에서는 20년 이상의 상대적으로 긴 자료를 이용하였다.

V. 결론

본 연구는 지역별 도시가스수요예측모형을 이용하여 전국 도시가스수요예측의 정확도가 향상될 수 있는지 살펴보았다. 수도권과 지방권의 수요예측모형을 개별적으로 구성하고, 이를 통해 전국 수요전망치를 산출하였다. 이를 전국모형과 비교한 결과 지역모형의 예측력이 전국모형에 비하여 전반적으로 우월한 것으로 나타났다. 일반적으로 지역별 도시가스수요의 특성이 유사하다면 전국 수요를 이용하여 모형하는 것이 예측력 측면에서는 유리하지만, 수도권과 지방권수요는 확연히 구분되는 특성을 보인다. 또한 최근 도시가스 수요변동이 세부 용도별로 상이하게 나타나고 있는 상황에서, 전국수요는 정체되어 있기에 이 같은 현상을 전국모형에서 반영하기 어려운 반면에, 지역별 수요분석에서는 각 지역의 특성을 반영할 수 있기에 가능했던 것으로 판단된다.

도시가스 산업이 더욱 성숙될수록 이러한 지역간 수요특성은 더욱 심화될 것으로 보인다. 따라서 본 연구에서 제시하는 지역별 수요예측모형은 과거보다는 향후에 더욱 유용할 것으로 보인다. 또한 전체 수요의 장기추세적 요인이 하락하고, 기온과 상대가격과 같은 단기적 변동요인이 수요를 견인하는 상황에서는 전국모형보다는 수요를 보다 세분화한 지역모형이 더 적합하다는 것을 시사한다. 이러한 측면서 볼 때, 비록 지역모형의 예측력이 전국모형의 경우와 비교하여 월등히 우수하지는 않지만, 수요에 커다란 충격이 없는 상황에서는 유사하거나 우월한 예측력을 보이고 있어, 향후 도시가스 수요분석에 중요한 도구가 될 것으로 기대한다. 또한 향후 연구에서는 지역을 보다 세분화하여 수요예측모형을 구축할 필요가 있다. 본 연구는 지역별 도시가스수요가 가정용과 산업용수요 비중이 차이가 큰 것을 고려하여 수도권과 지방권역으로만 구분하였지만, 향후

에는 지방권 도시가스수요의 특징을 보다 상세히 분석하여 보다 세분화된 지역별 도시가스수요예측모형을 구성할 필요가 있다.

[References]

- 김인무·김창식·박성근, “에너지 상대가격 변화에 따른 에너지 수요예측”, 『경제학연구』, 제59권 제4호, 2011, pp. 199~228.
- 박명덕, 이상열, “산업용 도시가스 수요변화 요인분석”, 에너지경제연구원 수시연구보고서, 2015.
- 박준용, “장단기 천연가스 수요전망”, 한국가스공사, 2004.
- 박진수·김윤배·정철우, “도시가스 일일수요의 단기예측”, 『대한산업공학회지』, 제39권 제4호, 2013, pp. 247~252.
- 이성로, “중장기 관점에서 본 도시가스용 천연가스 수요 트렌트”, 『가스산업』, 제14권 제2호, 2015, pp. 1~12.
- 이승재·어승섭·유승훈, “시계열 자료를 이용한 도시가스의 수요함수 추정”, 『에너지공학』, 제22권 제4호, 2013, pp. 370~375.
- Barker, T. and M. H. Pesaran, *Disaggregation in Econometric Modelling*, London and New York, Routledge, 1990.
- Bartelsman, E. J. and Z. Wolf, “Forecasting Aggregate Productivity Using Information from Firm-level Data,” *Review of Economics and Statistics*, Vol. 96, No. 4, 2014, pp. 745~755.
- Bermingham, C. and A. D’Agostino, “Understanding and Forecasting Aggregate and Disaggregate Price Dynamics,” *Empirical Economics*, Vol. 46, No. 2, 2014, pp. 765~788.
- Bernstein, M. A. and J. Griffin, *Regional Differences in Price-elasticity of Demand for Energy*, The Rand Corporation Technical Report, A national laboratory of the U.S. Department of Energy Office of Energy Efficiency & Renewable Energy, 2005.
- Chang, Y., C. S. Kim, J. I. Miller, J. Y. Park, and S. Park, “Time-varying Long-run Income and Output Elasticities of Electricity Demand with an Application to Korea,” *Energy*

- Economics*, Vol. 46, 2014, pp. 334~347.
- Chang, Y., C. S. Kim, J. I. Miller, J. Y. Park, and S. Park, "A New Approach to Modeling the Effects of Temperature Fluctuations on Monthly Electricity Demand," *Energy Economics*, Vol. 60, 2015, pp. 206~216.
- Chang, Y. and E. Martinez-Chombo, "Electricity demand analysis using cointegration and error-correction models with time varying parameters: The Mexican case," Rice University, 2003, WP2003-10.
- Chang, Y., Y. Choi, C. S. Kim, J. I. Miller, and J. Y. Park, "Disentangling Temporal Patterns in Elasticities: A Functional Coefficient Panel Analysis of Electricity Demand," *Energy Economics*, Vol. 60, 2016, pp. 232~243.
- De Gooijer, J. G. and R. J. Hyndman, "25 Years of Time Series Forecasting," *International Journal of Forecasting*, Vol. 22, No. 3, 2006, pp. 443~473.
- Duarte, C. and A. Rua, "Forecasting Inflation through a Bottom-up Approach: How Bottom is Bottom?," *Economic Modelling*, Vol. 24, No. 6, 2007, pp. 941~953.
- Grunfeld, Y. and Z. Griliches, "Is Aggregation Necessarily Bad?," *The Review of Economics and Statistics*, Vol. 42, No. 1, 1960, pp. 1~13.
- Hubrich, K., "Forecasting Euro Area Inflation: Does Aggregating Forecasts by HICP Component Improve Forecast Accuracy?," *International Journal of Forecasting*, Vol. 21, No. 1, 2005, pp. 119~136.
- Hubrich, K. and F. Skudelny, "Forecast Combination for Euro Area Inflation: A Cure in Times of Crisis?," *Journal of Forecasting*, 2017, pp. 515~540.
- Maddala, G. S., R. P. Trost, H. Li, and F. Joutz, "Estimation of Short-run and Long-run Elasticities of Energy Demand from Panel Data Using Shrinkage Estimators," *Journal of Business & Economic Statistics*, Vol. 15, No. 1, 1997, pp. 90~100.
- Mark, N. C., M. Ogaki, and D. Sul, "Dynamic Seemingly Unrelated Cointegrating Regressions," *The Review of Economic Studies*, Vol. 72, No. 3, 2005, pp. 797~820.
- Moser, G., F. Rumler, and J. Scharler, "Forecasting Austrian inflation," *Economic Modelling*, Vol. 24, Issue 3, 2007, pp. 470~480.
- Park, J. Y. and S. B. Hahn, "Cointegrating Regressions with Time Varying Coefficients," *Econometric Theory*, Vol. 15, No. 3, 1999, pp. 664~703.

- Stock, J. H. and M. W. Watson, "Macroeconomic Forecasting in the Euro Area: Country Specific Versus Area-wide Information", *European Economic Review*, Vol. 47, 2003, pp. 1~18.
- Schwert, G. W., "Tests for Unit Roots: A Monte Carlo Investigation," *Journal of Business & Economic Statistics*, Vol. 7, No. 2, 1989, pp. 147~159.
- Stocok, J. H., "Forecasting Economic Time Series," *A Companion to Theoretical Econometrics*, Blackwell Publisher, 2001, pp. 562~584.
- Zellner, A. and J. Tobias, "A Note on Aggregation, Disaggregation and Forecasting Performance," *Journal of Forecasting*, Vol. 19, No. 5, 2000, pp. 457~465.