

함수 주성분 분석을 이용한 한국의 장기 에너지 수요예측

최용옥* · 양현진**

요약 : 본 연구에서는 장기 전력 수요와 GDP 사이의 소득계수를 시간과 GDP의 값에 따라 변화하도록 모형화한 Chang et al.(2016)에 기반을 두어 장기 에너지 수요의 예측에 관련된 새로운 방법을 제안한다. 본 논문에서는 장기 에너지와 GDP 사이의 소득계수를 함수로 표현하고, 함수 주성분 분석(Functional Principal Component Analysis)을 통하여 함수계수(Functional Coefficient)를 예측하고 이를 장기 에너지 수요 예측에 적용한다. 또한 함수계수를 비모수적으로 추정할 때 너비모수 모수를 예측 실험 오차를 최소화하도록 설정하는 방식을 제안하였고 개별 국가의 함수계수 변화 패턴을 반영하여 개별 국가의 특수성을 반영하는 예측 방법도 제시한다. 실증분석에서는 전 세계 에너지 데이터를 이용하여 한국의 장기 에너지 수요 예측을 본 논문에서 제시한 방법으로 예측하고, 기존의 방법들 보다 안정적인 장기 에너지 수요 예측이 가능함을 보였다.

주제어 : 장기 에너지 수요예측, 함수 주성분 분석, 시간 변동 소득탄력성, 함수계수모형, 패널 모형, 최적 너비모수 결정

JEL 분류 : C2 C5 Q3

접수일(2019년 7월 15일), 수정일(2019년 7월 29일), 게재확정일(2019년 8월 1일)

* 중앙대학교 경제학부, 조교수, 제1저자(e-mail: choiyongok@cau.ac.kr)

** 성균관대학교 경제학과, 박사과정, 교신저자(e-mail: curiosboy@skku.edu)

Long-term Energy Demand Forecast in Korea Using Functional Principal Component Analysis

Yongok Choi* and Hyunjin Yang**

ABSTRACT : In this study, we propose a new method to forecast long-term energy demand in Korea. Based on Chang et al. (2016), which models the time varying long-run relationship between electricity demand and GDP with a function coefficient panel model, we design several schemes to retain objectivity of the forecasting model. First, we select the bandwidth parameters for the income coefficient based on the out-of-sample forecasting performance. Second, we extend the income coefficient using the functional principal component analysis method. Third, we proposed a method to reflect the elasticity change patterns inherent in Korea. In the empirical analysis part, we forecasts the long-term energy demand in Korea using the proposed method to show that the proposed method generates more stable long term forecasts than the existing methods.

Keywords : Long-term energy demand forecasting, Functional principal component analysis, Time varying elasticity, Functional coefficient model, Panel model, Optimal bandwidth selection

Received: July 15, 2019, Revised: July 29, 2019, Accepted: August 1, 2019.

* Assistant Professor, School of Economics, Chung-Ang University, First author(e-mail: choiyongok@cau.ac.kr)

** Ph.D. Student, Department of Economics, SungKyunKwan University, Corresponding author(e-mail: curiosboy@skku.edu)

I. 서론

장기 에너지 수요예측 모형의 선행연구들에서 에너지와 GDP의 장기관계를 모형화하는 일반적인 모형설정은 1인당 에너지소비와 1인당 실질 GDP, 그 외 공변량(covariate)들에 대한 고정계수회귀(fixed coefficient regression)이다. 이러한 모형 설정은 변수들 간의 관계가 안정적이라고 가정하지만 실제 GDP에 대한 회귀계수는 다양한 이유들로 인해 불안정할 수 있다. 예를 들면 우리나라를 포함한 OECD 국가들 대부분은 실질 GDP에서 에너지 소비가 차지하는 비중으로 측정되는 에너지 집약도가 시간에 따라 변화해왔고, 특히 2000년대 이후에는 대부분의 국가들에서 에너지 집약도가 감소해왔다. 이러한 변화는 전반적인 에너지 소비뿐만 아니라 대표적인 개별 에너지원인 전력 소비에서도 같은 양상을 보인다. 예를 들어 대표적인 에너지 데이터베이스 중 하나인 Enerdata 자료에 따르면 1990년 중후반부터 2015년까지 전력집약도가 미국, 영국, 덴마크, 독일, 일본 등의 국가에서는 오히려 큰 폭으로 감소하였다.

선형 고정계수 모형의 회귀계수의 불안정성을 극복하고자 다양한 형태의 비선형 계량 모형이 장기 에너지 수요모형에 도입되었다(Richmond and Kaufmann, 2006a, 2006b; Luzzati and Orsini, 2009; Nguyen-Van, 2010). 1990년대 이후 에너지 수요에 관한 연구에서 에너지 수요의 소득탄력성이 표본기간 동안 일정하지 않다는 실증분석 결과들이 제기되었고(Chang and Hsing, 1991; Dargay, 1992; Haas and Schipper, 1998; Chang et al., 2014), 특히 Galli(1998), Medlock III and Soligo(2001)에서는 부가가치당 에너지 사용량으로 정의되는 에너지 원단위의 소득에 대한 역 U자형태의 패턴을 제시하기도 하였다.

에너지 수요 실증분석과 관련된 다양한 선행연구들에서 구조적 변화와 계수의 불안정성을 다루기 위한 방법이 논의되어왔고, 최근 Chang et al.(2016)에서는 이러한 불안정성이 발생하는 메커니즘을 비모수적으로 추정된 함수계수 패널모형(functional coefficient panel model)으로 접근하였다. 이 논문에서는 일반적으로 에너지 수요를 결정하는 변수들이 서로 상관관계(mutually correlated)를 가지거나 유사한 추세를 보이는 경우에, 다수의 인수를 식별하는 것이 어려울 수 있다는 점을 고려하여 서로 다른 GDP 수준에 있는 여러 국가들의 에너지소비에 대한 패널 관측치를 통해 인수들이 어떻게 식별될 수 있는지를 보였다.

그들의 연구에서는 함수계수에 영향을 미치는 여러 가지 관측되지 않는 요인들의 일부나 모든 요인들의 대리변수로서 시간(time)을 사용하였고, Judson et al.(1999)의 논의에 따라 시간뿐 아니라 GDP를 함수계수의 인수로 도입한 후, 전 세계 국가의 전력 패널 데이터를 활용하여 함수계수를 추정하였다. 연구결과 선진국의 경우에는 전력수요의 탄력성 변화가 시간이 지남에 따라 감소해왔다는 것을 실증적으로 분석하였다. 하지만 그들의 논문에서는 에너지 수요 예측문제를 후속 연구로 미루어 두었다.

본 논문에서는 Chang et al.(2016)의 함수계수 패널모형이 개별국가의 장기 에너지 예측에 어떻게 적용될 수 있는지를 분석하고자 한다. 2절에서 설명하듯이 함수계수 패널모형은 에너지 수요와 소득, 시간의 관계를 전 세계 패널 데이터를 활용하여 비모수적(nonparametric)으로 추정하였지만 개별 국가의 장기 수요예측에는 추가적으로 고려해야 하는 면이 있다.

비선형 예측모형의 예측력을 결정하는 데 있어 소득 앞의 계수인 소득계수(Income Coefficient)의 함수형태 예측은 매우 중요한 요소가 된다. 즉, 함수계수 패널모형에서 추정된 비선형 함수계수가 미래시점에도 과거와 유사한 비선형 추세를 유지할 것인지를 문제를 분석해야 한다. 특히 다음 장에서 자세히 설명하듯이 함수계수 패널모형은 두 가지 인수(argument)인 시간과 GDP의 함수로 계수가 설정되므로, 두 가지 인수에 따라 미래의 함수계수를 어떻게 예측하는가에 관련된 문제가 매우 중요할 수 있다. 본 연구에서는 함수 주성분 분석(functional principal component analysis)을 사용하여 소득계수를 확장하였다. 이 방법은 소득계수를 함수 시계열(functional time series)로 인식하고, 함수 시계열의 변동을 설명하는 주요요인을 주성분 분석을 통해 분석한 후 함수계수를 예측한다. 그 외에도 함수계수를 추정하고 예측하는 데 있어 최적 너비띠(optimal bandwidth)를 어떻게 설정하는지에 관한 문제를 분석하여 장기 에너지 수요예측 오차를 최소화하는 방법을 제시한다.

본 연구의 실증 분석에서는 Enerdata에서 제공하는 1971년부터 2015년까지의 186개국 총에너지 소비량과 일인당 GDP의 연도별 자료를 사용하였다. 최종분석에서 모든 자료를 사용하지는 않았으며, 추후 언급하게 되는 과정을 거쳐 사용한다. 본 연구의 방법론은 일반적으로 개별 국가의 장기 에너지 수요예측에 사용될 수 있지만 본 논문의 실증 분석에서는 한국의 장기 에너지 수요예측에 집중한다. 한국의 장기 에너지 수요예측은

우리나라 장기 전력/가스 수급계획 수립 시에 가장 기본이 되고, 장기 에너지 수요예측의 정확성은 장기 전력/가스 설비 및 공급 안정성을 결정하는 데 중요한 요소라고 할 수 있을 것이다.

서론 이후 본 논문의 순서는 다음과 같다. 2장은 일반적인 장기 수요예측 모형 및 한국의 전력과 가스 수급계획에서 사용되었던 모형들을 소개하고 Chang et al.(2016)의 합수계수 패널모형도 간략히 소개한다. 3장에서는 합수계수 패널모형에서 합수계수를 예측하는 방법론을 제시하고, 4장에서는 데이터 및 합수계수 추정 결과와 한국의 장기 에너지 수요예측에 관한 결과를 정리하였다. 마지막으로 5장에서는 결론을 제시한다.

II. 한국 전력/천연가스 수급 기본 계획의 장기 에너지 수요예측 모형 개관

우리나라는 전기사업법 제25조 및 시행령 제15조와 도시가스사업법 제18조에 따라서 2년 단위로 전력수급기본계획 및 장기 천연가스 수급계획을 수립하고 있다. 계획에는 10년 이상의 장기수요전망에 대한 내용이 포함되어야 하므로 장기 전력, 가스 및 에너지 예측 모형이 필수적으로 준비되어야 한다. 본 절에서는 우리나라의 장기 전력 및 천연가스 수급계획에서 사용된 장기 에너지 수요 모형을 간단히 소개한다.

수요예측에서 일반적으로 사용되었던 모형은 용도별 선형 회귀모형이다. 용도별 선형 회귀모형은 대표적인 미시적 Bottom-Up 방식의 예측방법으로 다음의 과정을 통해 예측을 시행한다. 먼저 전력이나 도시가스의 용도별로 모형을 구분하고, 각 용도별의 수요가 결정되는 과정을 명시적인 요인으로 모형화한다. 다음으로 수요를 결정하는 요인을 예측하여 각 용도별 수요를 예측하였고, 이를 합산하여 전체 에너지 수요를 예측하였다. 전력의 경우, 2000~2010년 1~5차 전력수급기본계획에서 수요전망을 위해 용도별 선형 회귀모형이 사용되었으며, 도시가스의 경우는 2004년 6차 장기 수급계획에서 수요전망모형으로 용도별 선형 회귀모형이 사용되었다. 예를 들어 1~3차에서 사용한 장기 전력 예측 모형을 살펴보면, 전체 판매 전력량을 주택용 2개 부문, 상업용 4개 부문, 산업용 10개 부문으로 구분하여 모형화하였으며, 각 세부 부문별로 수요를 결정하는 요인을 기반으로 에너지 수요를 예측하였다. 주택용 수요의 사례를 살펴보면 가전기기 수요 및 기타 주택용으로 구분한 후, TV, 냉장고 등 가전기기의 보급대수와 평균 소비량을 활

용하여 가전기기 수요를 예측하였으며, 가구 수 및 호당 사용량을 사용하여 기타 주택용 수요를 예측하였다.

용도별 선형 회귀모형은 에너지 수요를 설명하기 쉽다는 장점이 있지만, 과거 에너지 수요를 결정하는 요인이 장기 미래의 에너지 수요를 결정하는 요인과 다를 수 있으며, 각 요인들의 예측이 어렵기 때문에 모형 오차와 설명변수 예측오차가 크게 발생하는 것으로 알려져 있다. 박준용 등(2011)에서 표본 외 예측실험 결과를 통해 예측력을 분석한 결과 과거 장기 수급계획에서 사용된 용도별 선형 회귀모형은 박준용 등(2011)에서 제시한 선도추급(gap and catch-up) 모형에 비해서 오차가 두 배 이상 큰 것으로 확인되었다.

위와 같은 미시적 용도별 모형과 다르게 거시적 Top-Down 예측방법은 전체 수요를 예측한 후 용도별 수요를 재산정하는 방식이다. 예를 들면 에너지 수요와 GDP 사이의 장기균형관계를 분석한 뒤, GDP 예측치를 이용하여 에너지 수요를 예측하는 방법이다. 일반적으로 각각의 변수에 로그를 취한 뒤 분석하므로 GDP 변수 앞의 계수는 경제학적으로 에너지 수요의 소득탄력성을 의미한다. 경제성장과 에너지 소비간의 관계를 나타내는 에너지 수요의 소득탄력성은 기술진보에 따른 에너지 소비기기의 효율성 제고, 소비자들의 환경보호에 대한 인식 증가, 정부의 에너지 절약 정책의 추진, 파리기후 협약/교토의정서를 포함한 국제적 환경 협약 등의 다양한 요인으로 인해 시간에 따라서 변화하는 것으로 모형화하는 것이 장기 에너지 수요예측에 적합하다고 볼 수 있다. 박준용 등(2011)에서 제시한 선도추급모형은 시간에 따라 변화하는 장기 균형관계를 상정한 모형으로 한국의 향후 소득에 대한 에너지 수요 탄력성이 일본이나 미국 등 선진국의 과거 패턴을 따라가는 것으로 가정하는 Top-Down 방식의 예측 모형이다. 아래는 선도추급모형에서 일반적으로 사용한 형태로

$$y_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^3 \alpha_i s_{i,t} + \beta_t \omega_t + \gamma p_t + \epsilon_t \quad (1)$$

y_t , ω_t , p_t 는 각각 로그 취한 분기별 에너지 수요, 소득, 가격 변수를 나타내며, $s_{i,t}$ 는 분기 터미변수이고 β_t , γ 는 각각 에너지 수요의 소득탄력성, 가격탄력성을 의미한다. 식 (1)에서 후발국의 미래 에너지 수요의 소득탄력성 β_t 는 예측에 사용할 선도국의 과거 소

득탄력성으로부터 역추산된다. 예측에 사용할 선도국의 과거 소득탄력성 변화기간을 선도기간으로 정의하며, 후발국의 탄력성 예측 기간을 추급기간으로 정의한다. 예를 들어 2010년 말을 기준으로 선도기간이 10년이고 추급기간이 7년이라면, 2011~2017년(7년) 사이의 후발국 소득탄력성을 2001~2010년(10년) 사이의 선도국 소득탄력성 변화 패턴을 이용해서 예측하는 것이다. 박준용 등(2011)에서는 일본을 선도국으로, 한국을 후발국으로 설정하여 한국의 소득탄력성을 예측하였고, 과거 일부 전력수급기본계획과 장기 천연가스 수급계획 또한 선도추급계획 방법론이 사용되었다.

선도추급모형은 시간에 따른 탄력성의 변화를 모형화할 수 있다는 장점이 있지만, 선도국의 선정과 선도기간 및 추급기간의 선정에 연구자의 자의성이 과도하게 반영될 수 있다는 점에서 논란이 있을 수 있다. 또한 후발국의 소득탄력성 패턴이 선도국과 다르게 움직일 경우에는 예측력이 오히려 악화될 수 있다. 예를 들어 박준용 등(2011)은 산업용 전력수요의 표본 외 예측실험을 활용하여 예측력을 비교하였는데, 대조모형인 고정계수모형과 변동계수모형이 각각 평균 6.0% 6.1%의 예측오차를 보였으나, 선도추급모형의 경우 10.1%의 높은 예측오차를 보였다. 선도추급모형의 높은 예측오차율 원인은 후발국인 한국과 선도국인 일본 간의 소득탄력성 변화패턴이 다르기 때문인 것으로 분석하였다. 두 국가의 산업용 소득탄력성 추정결과를 살펴보면 일본의 산업용 소득탄력성은 모든 기간에서 완만하게 감소하였으나 한국의 경우 모든 기간에서 증가하였기 때문에 일본을 선도국으로 선정하여 추정한 한국 산업용 장기수요 전망의 예측오차가 매우 커짐을 확인할 수 있었다.

이처럼 선도 추급 모형은 선도국 국가의 선정에 어려움이 있다. 따라서 Chang et al. (2016)에서는 특히 선진국의 전력소비와 GDP 사이의 관계에서 회귀계수의 변화를 일으키는 요인들 일부를 식별할 수 있도록 비모수적으로 추정된 함수계수 패널 접근법을 도입하여 새로운 예측 방안을 제시하였다. 이 연구에서는 회귀계수를 시간과 GDP에 대한 비모수적 함수로 보고 선진국과 개발도상국의 패널자료를 이용하여 함수계수를 추정하였다.

함수계수 패널모형에서는 전 세계 국가의 에너지/전력/가스 수요와 소득 간의 장기 균형 관계를 아래와 같은 모형으로 분석하였다.

$$y_t = \alpha + \beta(t, x_t)x_t + \gamma p_t + \epsilon_t \quad (2)$$

위의 식 (2)는 함수계수 패널모형의 일반적인 형태이다. y_t 는 에너지 수요, x_t 는 1인당 GDP, p_t 는 에너지가격을 의미한다. 에너지 및 소득변수(GDP)는 로그를 취하여 사용하므로 γ 는 가격탄력성이며, $\beta(t, x_t)$ 는 소득탄력성과 밀접한 관련이 있는 소득계수이다.¹⁾

Chang et al.(2016)에서 논의했듯이 전 세계 국가의 패널자료를 활용하여 에너지 소비와 GDP 사이의 장기 균형관계를 분석하는 것은 시간과 GDP가 에너지 수요에 미치는 영향을 구분하여 분석이 가능하다는 점에서 기존의 연구들과 차별점이 있다고 볼 수 있다. 실제로 특정 국가의 GDP는 시간 추세에 의해 잘 근사되기 때문에 GDP와 시간의 인수를 개별적으로 분리하여 식별하기는 어려운 한계점이 존재하나, 패널 데이터를 활용한 분석을 통해 이와 같은 한계를 극복할 수 있으며 함수계수의 GDP와 시간의 인수를 보다 안정적으로 식별할 수 있다. 구체적으로 동일한 시점 하에서 국가들의 자료를 사용하여 GDP와 에너지 소비와의 관계를 분석할 수 있으며, 반대로 동일한 소득을 가진 국가들의 자료를 사용하여 시간과 에너지 소비와의 관계를 분석할 수 있다. 또한 가상적 분석(counterfactual analysis)이 가능하여 시간이나 GDP 중 어느 한 인수가 고정된 경우라고 하더라도, 다른 인수의 변화에 따른 탄력성의 범위(range)를 추정할 수 있다.

III. 새로운 장기 에너지 수요예측 모형

Chang et al.(2016)에서는 식 (2)의 비선형 패널자료 모형의 함수계수 $\beta(t, x)$ 를 가장 유연한 형태로 설정하고 이를 비모수적으로 추정하는 방법을 제시하였으며, 추정된 함수계수 패널모형을 이용하여 GDP와 전력수요 간의 실증적 관계를 도출하였다. 그들의 논문에서는 시간은 고정시키고 GDP만 가변적으로 둔 상태에서 GDP는 선진국에서 탄력성이 감소하는 현상을 설명하지 못하지만, GDP는 고정시키고 시간을 가변적인 것으로 둔 가상적 분석에 따르면 탄력성이 시간에 따라 감소하는 패턴이 여전히 나타나고 있다는 사실을 보여주었다. 그러므로 선진국의 경우 GDP 자체는 시간에 따라 탄력성이 감

1) 소득탄력성은 식 (2)에 대해 x 로 편미분을 취함으로써 다음과 같이 쉽게 구할 수 있다.

$$\epsilon(t, x_t) = \beta(t, x_t) + x\beta_x(t, x_t)$$

위의 식에서 확인할 수 있듯이 소득탄력성은 소득계수와 추가적인 항 $x\beta_x(t, x_t)$ 으로 구성되어 있다. $\beta_x(t, x_t)$ 는 소득계수에 x 로 편미분을 취하여 쉽게 구할 수 있다. $\beta_x(t, x_t)$ 이 영의 값을 가지지 않는 이상 소득탄력성 소득계수는 동일한 값이 아니다. 그러나 소득계수와 소득탄력성은 밀접한 관계를 가진다.

소하는 현상의 요인으로부터 배제시킬 수 있고, 이 사실이 선행연구들에서 논의한 역 U자형의 직관을 배제하는 것은 아니지만 역 U자형의 오른쪽 꼬리가 평평(flat)하다는 것을 암시한다는 것도 보였다. 즉, 1인당 GDP가 일정수준 이상이 되면 탄력성에 영향을 주지 않는 한계점이 존재한다는 것을 보이고 효율, 기술, 정책 또는 시간에 의해 근사될 수 있는 다른 요인들은 시간 효과로 통합하여 탄력성이 GDP의 수준에 따라 감소하는 현상을 분석하였다.

Chang et al.(2016)에서는 GDP와 시간 그리고 전력수요의 장기 균형 관계를 분석하였고 함수계수 패널모형이 어떻게 장기 에너지 예측 모형에 이용할 수 있는가에 대한 논의는 향후의 연구과제로 남겨 두었다. 본 연구에서는 Chang et al.(2016)의 함수계수 패널모형의 분석방식으로 추정된 식 (2)의 $\beta(t, x_t)$ 를 이용하여 장기 에너지 수요예측 방법을 제시하려고 한다.

1. 소득계수(Income Coefficient) 예측

에너지 수요의 장기 예측을 위해서는 기본적으로 추정된 소득계수($\beta(t, x_t)$)의 함수를 시간 및 x_t (GDP)의 축으로 확장하는 것이 필요하다. 일반적으로 시간에 따라서 x_t 가 증가할 때 소득계수가 미래에 어떻게 될 것인가가 장기 에너지 수요예측의 가장 큰 요소이기 때문이다. 시간에 따라 변동하는 3차원 평면의 소득계수 함수를 확장할 수 있는 가장 쉬운 방법은 소득계수의 1차 미분 및 2차 미분 결과를 참고하여 일정 시점과 소득수준에서 소득계수의 변화가 멈출 것으로 가정하는 것이다. 예를 들면 2025년 이후 GDP가 일정 수준 이상이 되면 그 이후 구간의 변화를 가정하거나, 일정 시점 이후 소득계수의 변화를 0으로 가정하는 방법이다. 그러나 일정수준에서 소득계수의 변화가 멈춘다는 가정은 매우 제약적이고 연구자의 자의적인 판단이므로 예측 모형에 적합하지 않을 수 있다.

본 연구에서는 함수 주성분 분석을 사용하여 소득계수를 확장하였다. 이 방법은 소득계수를 함수 시계열로 인식하고, 함수시계열의 변동을 설명하는 주요 요인을 주성분 분석을 통해 분석한 후 이에 상응하는 좌표과정(coordinate process)을 예측하는 것으로 요약할 수 있다.

$\beta(t, x) = \beta_t(x)$ 를 함수 $\beta(x)$ 가 시간 t 에 따라서 변화하는 함수 시계열로 해석할 수 있고, 만약 $\beta(x)$ 가 힐버트 공간(Hilbert Space) H 의 확률 변수(random variable)이고 힐버트 공간이 분할가능(separable)하다면

$$\beta_t(x) = \sum_{k=1}^{\infty} \langle v_k, \beta_t \rangle v_k \quad (3)$$

와 같이 나타낼 수 있다. 여기서 \langle, \rangle 는 힐버트 공간에서 정의되는 내적(inner product)으로서, $\langle u, v \rangle = \int v(x)u(x)ds$, for $u, v \in H$ 를 나타내고, v_k 는 힐버트 공간의 정규직교 기저(orthonormal basis)이다. 위의 수식은 벡터 공간 정규직교 기저 representation의 무한대 공간 버전이라고 볼 수 있다. 함수 시계열에 대한 구체적인 내용들은 Bosq(2000), Chang et al.(2016)에서 확인할 수 있다. 위와 같은 무한 차원공간을 유한차원으로 차원 축소(dimensional reduction)하는 데 가장 많이 쓰이는 방법은 함수 버전의 PCA(principle component analysis)이다. p 개의 주성분 벡터로 식 (3)은 다음과 같이 근사될 수 있을 것이다. 주성분의 차수인 p 의 선택에 대해서는 다음 장에서 설명하려고 한다.

$$\beta_t(x) = \sum_{k=1}^p \langle v_k, \beta_t \rangle v_k \quad (4)$$

최종적으로 식 (4)에서 $t+1$ 기의 어떤 함수 $\beta_{t+1}(x)$ 은 다음과 같이 예측할 수 있다.

$$\beta_{t+1}(x) = \sum_{k=1}^p c_{k,t+1} v_k \quad (5)$$

여기서 좌표과정으로 정의되는 $c_{k,t}$ 는 $c_{k,t} = \langle v_k, \beta_t \rangle$ 이므로, 즉 식 (5) 소득계수의 예측에서 p 차의 주성분 분석 좌표과정을 예측하는 것이 소득계수 확장에서 가장 중요한 요소가 된다. 자세한 실증 분석 결과는 다음 장에서 제시한다.

2. 예측오차를 최소화하는 최적 너비띠 선택

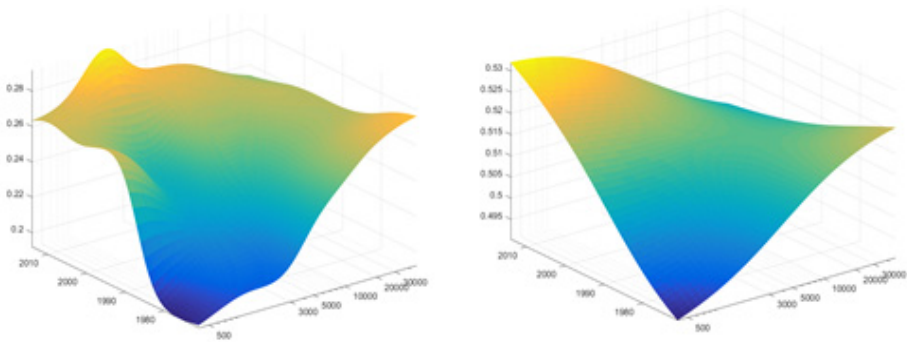
Chang et al.(2016)의 경우 다음과 같은 커널함수를 사용하여 소득계수를 비모수적인 방법으로 추정하였다.

$$W_{(i,t)(r,x)} = \frac{1}{h_r h_x} K\left(\frac{t-r}{h_r}\right) K\left(\frac{x_{i,t} - x}{h_x}\right) \quad (6)$$

식(6)에서 K 는 커널함수(kernel function)이고, h_r 과 h_x 는 각각 NT^2 가 무한대로 발산할 때 0으로 수렴하는 너비띠 모수(bandwidth parameter)이다. 추정에서 너비띠 선택은 매우 중요하다. 아래의 <그림 1>에서 보이듯이 너비띠의 값이 작을 경우 추정치의 편이(bias)는 작아지나 분산(variance)이 커지며, 너비띠의 값이 클 경우 추정치의 편이는 커지나 분산이 작아지므로 편이와 분산을 동시에 고려한 최적 너비띠의 선택이 필요하기 때문이다.

소득, 에너지 수요와 같이 비정상 시계열 자료를 사용하는 비모수 모형의 경우, 최적 너비띠 선택방법의 선행연구 결과는 알려져 있지 않다. 정상 시계열에서 활용하는 최적 너비띠 선택방법을 비정상 시계열을 사용하는 장기 에너지 모형에 적용할 경우 너비띠

<그림 1> 너비띠에 따른 소득계수 추정결과



2) 여기서 N은 횡단면적 관측치의 수, T는 시계열적 관측치의 수. 따라서 NT라는 것은 패널데이터 총 관측치의 수를 의미한다.

가 과소 평활화되는 문제가 발생한다. 본 연구에서는 소득계수를 이용하여 장기 에너지 수요를 예측하는 것이 주목적이므로 예측 모형의 표본 외 예측실험 결과에서 예측오차를 가장 최소화하는 너비띠를 선택하려고 한다. 실증분석에서는 다양한 표본 기간에 대해 예측실험을 시행하여 예측오차를 추정하였으며, 이를 가중평균 하여 너비띠를 대표 하는 예측오차를 계산하였다.

3. 시간 변동 개별 국가 탄력성 예측

전 세계 패널자료를 활용하여 추정한 소득계수는 전 세계의 평균적인 추세를 반영한 소득계수이다. 그러나 각국의 에너지 수요와 소득간의 관계는 지리적 특성, 정책적 요인, 기술발전, 사회·산업구조, 소비자 선호 등 각국의 특수성에 의해 전 세계 평균적인 소득계수 수준과는 차이가 발생한다. 예를 들어 동일한 소득과 시점하에서도 전 세계 평균에 비해서 에너지 소비를 더 많이 하는 국가와 적게 하는 국가가 존재한다. 에너지 다소비 국가의 경우 일반적인 추이보다는 소득계수가 높기 때문에 평균적인 추이만을 나타내는 소득계수를 사용할 시에 과소예측의 문제가 발생하게 된다. 따라서 소득과 시간에 따른 평균적인 소득계수 외에 개별국가의 특수성을 고려한 소득계수의 산출이라는 과정이 추가되어야 한다. 구체적으로 한 국가의 소득계수는 추정된 소득계수로서 설명되는 부분과 개별 국가의 특수성을 반영하는 항목으로 분해할 수 있고 본 연구의 실증분석 목표는 한국의 장기 에너지 수요를 예측하는 것이므로 한국의 특수성을 반영한 모수를 추정할 필요가 있으며, 추정한 모수를 함수계수 패널모형에서는 ‘개별국가효과’로 정의한다. 한국의 소득계수를 β_t^{KR} 이라고 하면

$$\beta_t^{KR} = \beta^{KR} + \beta(t, x_t^{KR}) \quad (7)$$

으로 쓸 수 있고, 이는 한 국가의 소득계수는 주어진 시간과 소득에 의해 결정되는 소득계수와 개별국가의 특수성을 반영하는 부분의 합으로 볼 수 있다는 뜻이 된다. 식 (7)에서 β^{KR} 을 ‘개별국가효과’라고 정의할 수 있고, 식 (7)와 전 세계 패널자료로 추정된 소득계수 $\hat{\beta}(t, x_t^{KR})$ 을 실제 실증분석에 사용된 식 (9)에 대입하여 정리하면 아래의 수식이 된다.

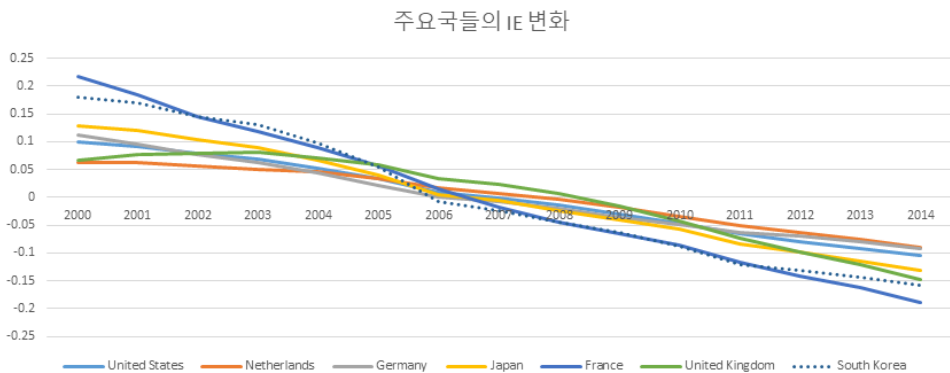
$$y_t^{KR} - \hat{\beta}(t, x_t^{KR})x_t^{KR} = \alpha^{KR} + \beta^{KR}x_t^{KR} + \epsilon_t \quad (8)$$

식 (8)는 개별국가효과 β^{KR} 를 추정하는 식으로 y_t^{KR} 는 한국의 에너지 수요, x_t^{KR} 는 한국의 소득이다. 개별국가효과가 양의 값을 가질 경우 전 세계 동일한 시점과 소득 수준에 비해 에너지 과대 소비 국가이며, 음의 값을 가질 경우 에너지 과소 소비 국가로 해석할 수 있다. 그러나 특정 국가의 환경 정책과 같은 정책적 요인, 혹은 에너지 기기들의 효율성 증가와 같은 기술적 요인, 에너지 소비자들의 선호의 변화 등 다양한 요인에 의해 개별 국가의 특성은 시간에 따라서 변화할 것이며 이를 반영하는 예측모형이 필요하다.

<그림 2>는 표본 기간을 1개년씩 증가시키면서 Rolling over 방식으로 한국을 포함한 에너지 가격이 존재하는 선진국의 개별국가효과를 추정한 결과를 보여준다.³⁾ 추정결과 소득 수준이 높은 선진국의 개별국가효과는 시간이 지날수록 감소하는 추세를 확인할 수 있었다. 따라서 한국의 개별국가효과 또한 선진국과 같이 시간이 지날수록 감소할 것으로 예상할 수 있다.

본 연구에서는 개별국가효과를 시간에 따라 감소하는 계수로 정의하고 시간 변화에 따른 한국 개별국가효과의 감소 패턴을 추정하기 위해 최적 너비띠 선택에서 사용한 예

<그림 2> 시간 변화에 따른 개별국가효과의 변화



3) 개별국가효과의 변화를 쉽게 확인하기 위해 각국의 시계열 평균을 0으로 조정하였다.

측 실험 방법을 활용하여 예측오차가 가장 작은 개별국가 감소 패턴을 에너지 예측에 사용하였다.⁴⁾

IV. 장기 총에너지 예측 실증분석

본 장에서는 위에서 설명한 예측 기법을 함수계수 패널모형에 적용하여 한국의 장기 에너지 수요예측에 관한 실증 분석 결과를 소개한다.⁵⁾

1. 모형 및 자료

본 연구의 실증 분석에서는 아래와 같은 함수계수 패널모형을 사용하였다.

$$y_{it} = a'c_{it} + \beta(t, x_{it})x_{it} + v_{it} \quad (9)$$

여기서 y_{it} 는 로그 일인당 최종 총에너지 소비량, x_{it} 는 로그 일인당 GDP이다.⁶⁾ c_{it} 는 횡단면의 이질성(heterogeneity)을 고려하기 위한 지시함수(indicator function)이고 α 는 지시함수들에 대한 계수이다. 한국을 제외한 전 세계 국가의 최종 총에너지 소비, 인구, GDP(US2005\$ ppp) 자료는 Enerdata 자료를 사용하였다. 한국 자료의 경우 최종 총에너지 소비 자료는 국가에너지통계 종합정보시스템(KESIS), 인구 자료는 통계청 자료를 사용하였으며, GDP 자료는 Enerdata의 한국 2005년 GDP 자료를 기준으로 한국은행

4) 예측실험의 예측기간은 너비띠 최적 선택과 동일한 다섯 개의 실험 기간을 사용하였으며, 0.0001단위로 -0.001 ~ 0까지 10개의 개별국가 감소패턴에 대해 예측실험을 진행하였다. 결과적으로 장기 전력 예측에서는 -0.0004의 값이 선택되었으나, 총에너지 예측에서는 0의 값이 선택되어 감소패턴이 없음을 확인하였다.

5) 본 연구에서 소개하는 실증분석결과는 13차 장기 도시가스 예측 주 모형에서 사용된 장기 총에너지 예측 모형 결과이다. 13차 장기 도시가스 예측 주 모형은 장기 총에너지 예측과 총에너지 대비 도시가스 비중 추정 두 단계로 구성되어 있다.

6) 식 (9)은 가격변수가 포함되지 않았는데 그 이유는 총에너지 가격이 명목적으로 존재하지 않으며, Enerdata에서 총에너지를 구성하는 6가지의 에너지원(전력, 가스, 석유, 석탄, 신재생, 열)의 가격 또한 대부분 존재하지 않기 때문이다. 예를 들어 Enerdata에서 제공하는 가격 중에서 전력가격의 데이터가 결측치가 가장 적으나, 전력가격의 경우에도 1979~2015년 기간 동안 결측치가 없는 국가는 26개국에 불과하다. 실제 본 연구의 주목적은 소득 계수의 추정 및 예측에 있고 각국의 에너지 부문별 예측에서 가격데이터가 존재하면 개별국가의 가격 탄력성은 쉽게 추정될 수 있다.

의 실질 GDP 증가율 자료를 사용하여 계산하였다.

1971년부터 2015년까지 186개국의 패널자료를 수집한 후 Chang et al.(2016)과 동일한 방식으로 두 단계의 자료정리가 이루어졌다. 먼저 총 에너지 소비나 GDP 자료에서 결측치가 존재하는 61개국을 제외하였다.⁷⁾ 경제가 발전하지 않은 빈곤한 국가나, 구 소련권 국가와 같이 일부 구간에 자료가 제공되지 않은 국가들이 주로 제외되었다. 다음으로 125개국에 대해 고정계수 단일국가 모형⁸⁾을 이용하여 총 에너지 소비량과 GDP 간의 유의미한 공적분 관계를 가지지 않은 20개국의 자료를 제외하였다.⁹⁾ 최종적으로 105개 국가의 자료를 활용하여 소득계수 추정을 진행하였다.¹⁰⁾

장기 총에너지 예측 모형에서는 105개국의 일인당 총에너지 소비 자료와 일인당 GDP 자료를 열개의 그룹자료로 변환하여 소득계수를 추정하였다. 그룹자료를 사용하는 이유는 국가 간의 이질성을 제거하여 안정적인 소득계수를 추정하기 위함이다. 그룹은 각 연도별로 일인당 GDP 수준에 따라 미국과 미국보다 일인당 GDP가 높은 국가를 첫 번

〈표 1〉 그룹화 방법

그 룽	1인당 GDP의 백분위수
Group 2	(88, 100)
Group 3	(77, 88)
Group 4	(66, 77)
Group 5	(55, 66)
Group 6	(44, 55)
Group 7	(33, 44)
Group 8	(22, 33)
Group 9	(11, 22)
Group 10	(0, 11)

7) 총 에너지 자료가 결측된 25개국, GDP 자료가 결측된 36개국이 제외되었다.

8) 단일국가 모형은 각국의 총에너지 수요에 대한 소득탄력성을 추정한 모형이며 다음과 같다.

$$y_{i,t} = \alpha_i + \beta_i x_{i,t} + u_{i,t}$$

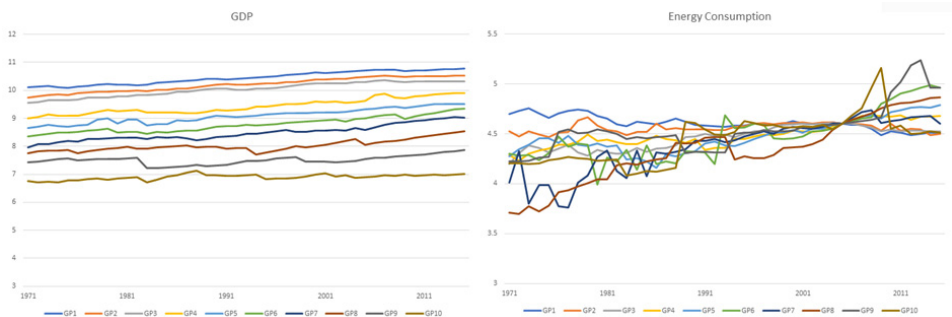
9) 총 에너지 모형의 경우 미국 소득탄력성 추정치보다 작은 값을 가진 국가들을 제거하였다. 반면 8차 전력수급기본계획에서 사용한 전력모형의 경우 음수이거나 통계적으로 유의하지 않은 국가의 자료를 제거하였다.

10) Chang et al.(2016)에서는 1971~2010년 데이터를 사용하여 최종적으로 100개국을 선정하였고, 본 연구에서는 그 후로 업데이트된 전 세계 5년치 데이터를 추가하였다.

째 그룹으로 분류하였으며, 나머지 국가에 대해 <표 1>의 일인당 GDP의 백분위수에 따라 그룹을 구분하였다. 따라서 첫 번째 그룹의 기준인 미국을 제외한 전 세계 국가들은 연도별로 GDP 수준에 따라 속하는 그룹이 달라진다.¹¹⁾ 다음으로 각 연도별, 그룹별로 구분한 국가별 자료를 가중평균하여 자료를 생성한다. 가중치는 그룹 전체 GDP에 대한 각국의 GDP 비중을 사용한다.¹²⁾ 최종적으로 열 개의 그룹, 45년의 자료로 이루어진 450개의 일인당 총에너지 소비 자료와 일인당 GDP 자료를 사용하여 소득계수를 추정하였다. 소득계수($\hat{\beta}(t, x_t)$) 및 그룹별 이질성 계수(α) 추정은 Chang et al.(2016)에서 제시된 방법을 이용하였다.

<그림 3>은 13차 천연가스 수급계획에서 사용한 로그를 취한 그룹별 일인당 GDP와 일인당 총에너지 소비 자료를 보여준다. 좌측의 그룹별 일인당 GDP의 경우 전반적으로 완만하게 증가하고 있으나, 일부그룹에서 급격한 증가와 하락이 보인다. 이는 중국의 1인당 GDP가 증가하면서 중국이 속하는 그룹이 바뀐 결과이다. 실제로 1971년에는 중국이 10그룹에 속하였으나 2015년에는 6그룹에 속하고 있다. 우측의 그룹별 일인당 총에너지 소비를 살펴보면 상위 그룹 국가의 경우 완만한 변화를 보이거나, 하위 그룹의 국가의 경우 상대적으로 가파르게 변화하고 있음을 확인할 수 있다.

<그림 3> 로그취한 그룹별 일인당 GDP와 일인당 총에너지 소비



- 11) 예를 들어 한국의 경우 1971년에는 6그룹이었으나 2015년에는 3그룹에 속한다. 이와 같은 결과는 한국의 소득이 급격히 증가하였기 때문이다.
- 12) 첫 번째 그룹의 경우 미국을 제외한 1그룹 국가들은 도시국가와 같은 소국들이므로 미국의 가중치가 매우 크며, 첫 번째 그룹의 값은 미국의 자료와 거의 유사하다고 할 수 있다.

2. 추정 및 예측결과

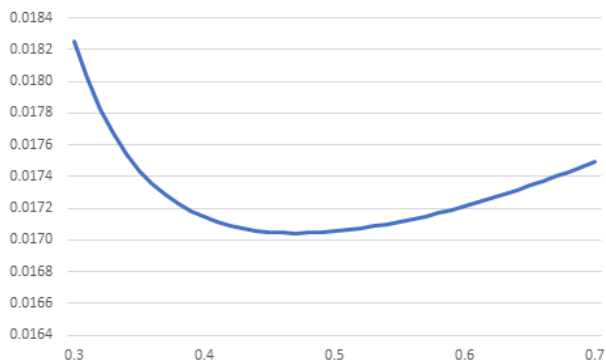
1) 최적 너비띠 추정 및 함수 주성분 분석을 통한 소득계수 예측

앞 절에서 논의 했듯이 비정상 시계열 자료를 사용하는 함수계수 패널모형의 최적 너비띠에 관한 정립된 이론은 없다. 우리의 목적은 함수계수 모형을 이용한 한국의 에너지 수요예측 모형 수립에 있으므로 본 연구에서는 예측오차를 최소화하는 너비띠를 선택하였다. 가중치를 준 한국의 장기 에너지 예측오차를 $FE(h)$ 라고 하면 예측오차를 최소화하기 위한 최적 너비띠 식은 다음과 같이 정리할 수 있다.

$$FE(h) = \sum_{k=1}^n w(k) e_k(h) \quad (10)$$

여기서 k 는 표본 외 예측 실험 기간, n 은 표본 외 예측 실험의 개수가 되며, $e_k(h)$ 는 k 의 예측실험기간에서 너비띠(h) 값을 가질 때의 예측오차(RMSE)이고 $w(k)$ 는 각 구간에서 최소화된 예측오차의 역수로 정의한다. 이와 같은 가중치는 예측오차가 작은 표본 외 예측기간에는 보다 많은 가중치, 예측오차가 큰 기간에는 적은 가중치를 부여하게 된다. 가중치가 반영된 예측오차 중 최솟값을 가지는 너비띠를 찾는 것이 본 연구에서 정의된 최적 너비띠가 될 수 있을 것이다.

〈그림 4〉 가중평균 된 표본 외 예측실험 결과 (너비띠)



〈표 2〉 표본 외 예측실험 결과 (너비띠)

너비띠	0.3	0.4	0.47	0.5	0.6	0.7
가중 RMSE	0.01825	0.01714	0.01704	0.01706	0.01721	0.01750

본 연구에서는 최적 너비띠를 추정하기 위해 2009~2016, 2010~2016, 2011~2016, 2012~2016, 2013~2016의 총 다섯 기간에 대해 한국의 장기 에너지 예측실험을 추정하였다. 너비띠의 경우 0.01단위로 0.3~0.7까지 총 41개에 대해 예측실험을 진행하였으며 <그림 4>과 <표 2>는 식 (10)을 이용하여 추정한 표본 외 예측실험의 예측오차 결과이다. 그림과 표에서 확인할 수 있듯이 0.47의 값이 가장 낮은 예측오차를 보이고 있다. 따라서 0.47의 너비띠를 사용하여 함수계수 패널모형을 추정하였다.

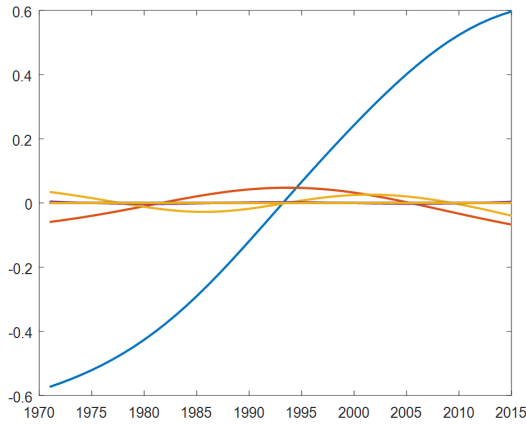
너비띠가 구해지면 이를 이용하여 식 (9)의 지시함수계수인 α 와 소득계수인 $\beta(t, x_t)$ 를 추정할 수 있다. <표 3>은 추정된 각 그룹별 α 의 값을 보여준다. 최적 너비띠와 마찬가지로 비정상 시계열 자료를 사용하는 비모수 모형에서 분산의 점근 분산(asymptotic variances)에 대한 이론적 결과는 존재하지 않는다. 따라서 부트스트랩(bootstrap) 방법을 사용하여 분산을 추정하였다. 본 논문에서는 부트스트랩 방법에 대한 자세한 설명은 생략하기로 한다.

〈표 3〉 그룹별 α 추정결과

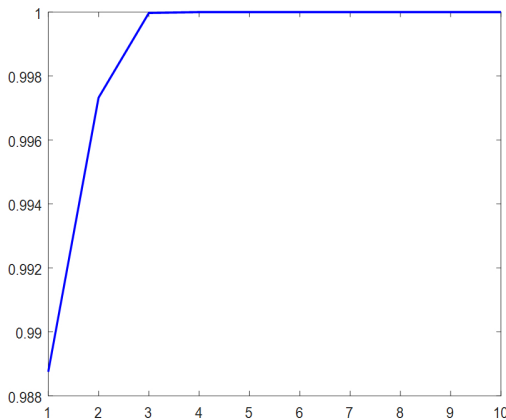
	추정치	표준오차
α_1	0.1227	0.7899
α_2	0.1756	0.7638
α_3	0.1456	0.7492
α_4	0.4407	0.7151
α_5	0.5795	0.6916
α_6	0.7262	0.6734
α_7	0.7531	0.6463
α_8	0.8955	0.6333
α_9	1.3455	0.5880
α_{10}	1.5038	0.5341

소득계수가 추정되고 나면 장기예측을 위해 소득계수의 예측이 필요하며, 앞의 3절에서 논의한 $\beta_t(x)$ 의 예측은 시간(t)과 GDP 2방향으로 확장해야 한다.¹³⁾ 이를 위해서 먼저 시간에 따른 함수 시리즈로 인식하여 시간축으로 확장을 한 다음, 시간축으로 확장된

〈그림 5〉 시간축의 좌표과정



〈그림 6〉 시간축의 고윳값 누적 비중



13) 본 연구에서는 한국의 장기 예측을 주요 실증 분석으로 고려하기 때문에 시간과는 다르게 GDP축으로는 많은 부분의 확장이 필요하지 않았다.

소득계수를 다시 GDP에 따른 함수 시리즈로 인식하여 시간축 확장과 동일한 방법으로 GDP축 확장을 하고자 한다.¹⁴⁾

<그림 5>는 시간축에 대해 각 차원별 좌표과정을 구한 결과이다. <그림 5>에서 파란색 선은 첫 번째 차원의 좌표과정이며 주황색이 두 번째 차원이 좌표과정이다. 그림에서 보이듯이 첫 번째 차원의 좌표과정이 나머지 차원에 비해 가장 크게 변화하고 있으며, 이는 첫 번째 주성분 차원이 가장 많은 설명력을 가지게 될 것임을 짐작해볼 수 있다. <그림 6>은 시간축의 고윳값 누적 비중 그림(cumulative scree plot)이다. 그림에서 보이듯이 시간축의 고윳값 누적 비중에서도 첫 번째 차원이 무려 98.9%의 분산을 설명하고 있어 첫 번째 좌표만 가지고 $\beta_t(x)$ 를 예측하는 것이 예측오차를 줄일 수 있었다.¹⁵⁾ 두 그림을 통해서 첫 번째 차원의 좌표과정이 시간축의 변화를 대표한다고 확인할 수 있다. 이제 우리는 첫 번째 주성분 차원의 좌표과정을 예측함으로써 소득계수를 시간축으로 확장할 수 있다. 그림에서 확인할 수 있듯이, 첫 번째 주성분 차원의 좌표과정은 S자 커브 형태를 가지고 있어 자연스럽게 아래의 식 (11) 4모수 로지스틱 함수(4 parameter logistic function)를 이용하여 추정하고 예측을 진행하였다.¹⁶⁾

$$f(t) = \frac{\gamma - \delta}{1 + \exp(-\alpha(t - \beta))} + \delta \quad (11)$$

여기서 α 는 기울기(slope), β 는 변곡점(inflection point), γ 는 최댓값(upper bound), δ 는 최솟값(lower bound)을 각각 나타낸다. 추정결과는 아래의 <표 4>에 나타나 있다.

<그림 7>은 <표 4>의 로지스틱 함수 추정결과를 이용하여 예측한 시간축에 대한 첫 번째 차원 좌표과정 결과이다. 추정된 모형을 가지고 파란색 선 우측의 좌표과정을 예측하였다.

14) 실제로 GDP를 먼저 확장하고 시간축으로 확장한 방법론과 비교해 볼 때, 둘 간의 결과는 크게 차이가 없었다. 다만 시간축의 고윳값이 더 큰 비중을 가지기 때문에 시간축으로 먼저 확장하였다.

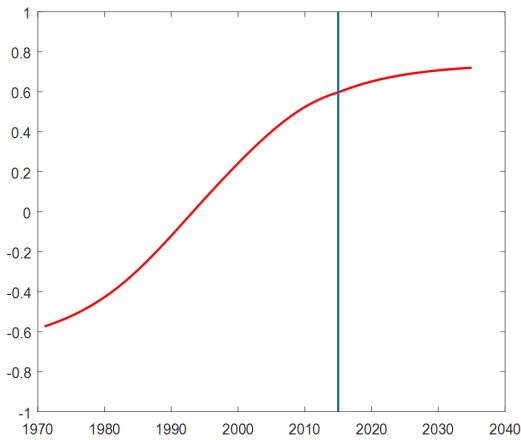
15) 두 번째 좌표를 포함한 예측도 결과가 크게 다르지 않아서 결과는 생략한다.

16) 본 연구에서의 좌표과정을 보면 최솟값과 변곡점이 0과 다르므로, 최솟값과 변곡점을 포함하는 4모수 로지스틱 함수를 사용하였다.

〈표 4〉 시간축 로지스틱 함수 추정결과

	추정치	표준오차
α	4.7277	0.0305
β	0.5327	0.0010
γ	0.7450	0.0035
δ	-0.6937	0.0031

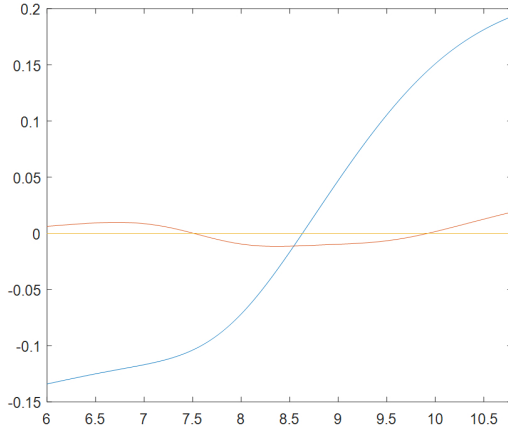
〈그림 7〉 시간축의 좌표과정 예측결과



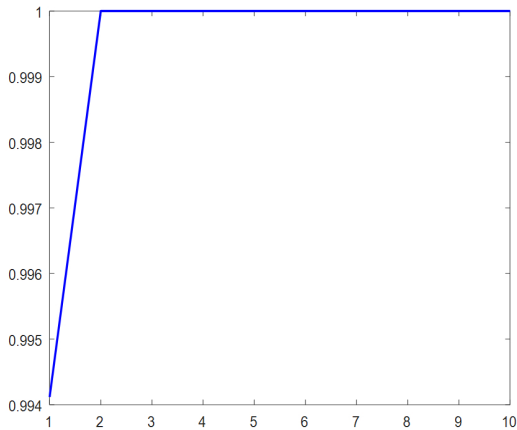
동일한 방법으로 GDP 방향으로도 $\beta_x(t)$ 를 예측할 수 있다. <그림 8>과 <그림 9>는 GDP축에 대해 각 차원별 좌표과정과 고윳값 누적 비중결과이다. 시간축과 마찬가지로 첫 번째 차원의 좌표과정이 가장 큰 변화를 보이고 있으며, 고윳값 누적 비중에서도 첫 번째 차원이 약 99.4%의 분산을 설명하고 있다. 두 그림을 통해 첫 번째 차원의 좌표과정이 GDP축의 변화를 대표한다고 할 수 있다. 시간축과 마찬가지로 첫 번째 차원의 좌표과정의 형태를 식 (11)의 4모수 로지스틱 함수를 이용하여 추정하고 예측하였다.

<표 5>은 GDP축 로지스틱 함수 추정결과이며 <그림 10>은 추정결과를 이용하여 GDP축에 대한 첫 번째 차원 좌표과정의 확장결과이다. 이렇게 예측된 첫 번째 차원 좌표과정을 활용하여 GDP축에 대해 소득계수를 확장하였다.

〈그림 8〉 GDP축의 좌표과정



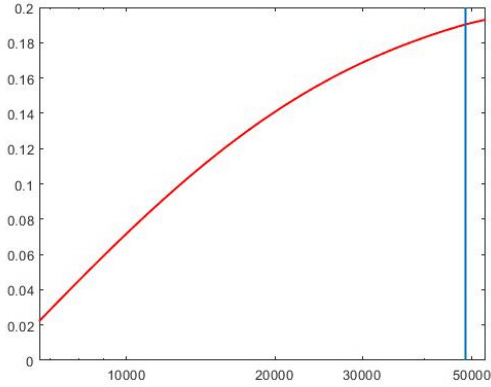
〈그림 9〉 GDP축의 고윳값 누적 비중



〈표 5〉 GDP축 로지스틱 함수 추정결과

	추정치	표준오차
α	7.4118	0.0203
β	0.6131	0.0004
γ	0.2080	0.0004
δ	-0.1349	0.0002

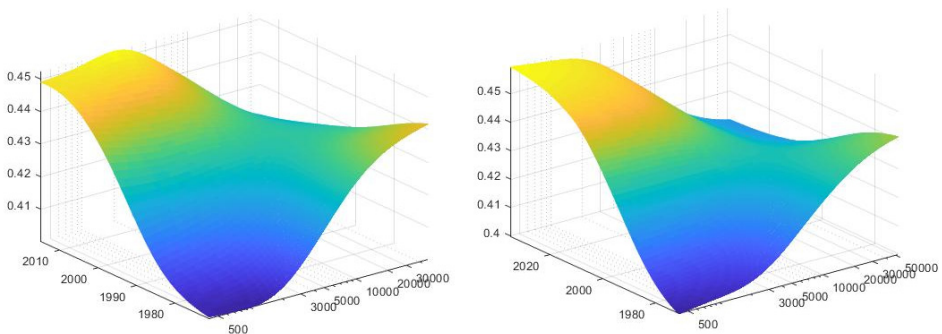
〈그림 10〉 GDP축의 좌표과정 예측결과



2) 소득계수의 추정 및 예측 결과

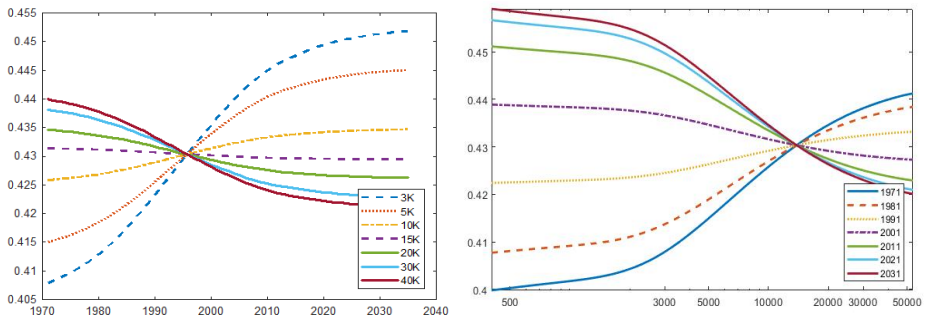
〈그림 11〉은 위에서 구한 너비띠와 소득계수 추정 및 함수 주성분 분석을 통한 소득계수 예측결과이다. 좌측그림은 전 세계 패널자료를 활용하여 추정한 소득계수 결과로, 시간축으로는 1971~2015년, 1인당 GDP축으로는 약 \$400~\$48,500에 대응하는 소득계수 추정결과이다. 우측그림은 좌측그림에서 시간축과 GDP축으로 확장한 소득계수 결과로, 시간축으로는 2016~2035년, 1인당 GDP축으로는 약 \$48,700~\$53,300으로 예측한 결과를 보여준다. 그림에서 확인할 수 있듯이 시간과 GDP 변화에 따라 소득계수의 추정치 특성이 서로 다르게 나타난다.

〈그림 11〉 소득계수 추정 및 예측



소득계수에 대한 시간과 GDP 효과를 정확하게 분석하기 위해서는 다른 차원의 효과를 제거할 필요가 있다. 소득계수는 다른 차원을 고정시킴으로써 각 차원에 대한 가상적 분석을 쉽게 할 수 있다. <그림 12>의 좌측그림은 일인당 GDP를 고정시킨 상태에서 시간변화에 따른 소득계수의 변화를 보여주며, 우측그림은 시간을 고정시킨 상태에서 일인당 GDP 변화에 따른 소득계수의 변화를 보여준다.

<그림 12> 소득별, 연도별 소득계수



일인당 GDP를 고정시킨 상태에서 시간 변화에 따른 소득계수의 변화를 살펴보면, 1인당 GDP가 \$10,000 이하의 국가는 시간이 지나면서 소득계수가 증가하나 \$15,000 이상의 국가는 시간이 지나면서 소득계수가 감소함을 확인할 수 있다. <표 6>는 데이터 시작년도인 1971년 대비 예측 마지막 연도인 2031년의 소득계수의 변화율을 소득별로 정리한 것이다. 일인당 GDP가 \$3,000인 국가의 경우 1971년의 소득계수는 0.408이었으나, 2031년에는 0.451로 변해 10.7%의 변화율을 보여준다. 그러나 일인당 GDP가 \$40,000인 국가의 경우 1971년의 소득계수는 0.440이었으나, 2031년에는 0.421로 변해 크게 감소하는 것으로 예측되었다.

<표 6> 1971년 대비 2031년 소득계수의 변화율

일인당 GDP	\$3,000	\$5,000	\$10,000	\$15,000	\$20,000	\$30,000	\$40,000
변화율	10.7%	7.2%	2.1%	-0.4%	-1.9%	-3.5%	-4.2%

반면 시간을 고정시킨 상태에서 일인당 GDP 변화에 따른 소득계수의 변화를 살펴보면, 1991년 이전에는 일인당 GDP가 높은 국가일수록 소득계수가 높았으나 2001년 이후에는 일인당 GDP가 높은 국가일수록 소득계수가 낮음을 확인할 수 있다. <표 7>는 일인당 GDP가 \$3,000 대비 \$40,000일 때의 소득계수의 차이를 정리한 것이다. 1971년의 경우 일인당 GDP가 \$3,000인 국가의 소득계수는 0.408으로 추정되었지만, 일인당 GDP가 \$40,000인 국가의 소득계수는 0.440으로 두 국가의 차이는 7.86%이었다. 그러나 2031년의 경우 일인당 GDP가 \$3,000인 국가의 소득계수는 0.451로 예측되었고, 일인당 GDP가 \$40,000인 국가의 소득계수의 예측치는 0.421로 GDP가 높은 국가의 소득계수가 미래에는 크게 감소되는 것으로 예측되었다.

<표 7> \$3,000 대비 \$40,000 소득계수의 변화율

년도	1971	1981	1991	2001	2011	2021	2031
변화율	7.86%	5.74%	1.96%	-2.06%	-4.90%	-6.14%	-6.67%

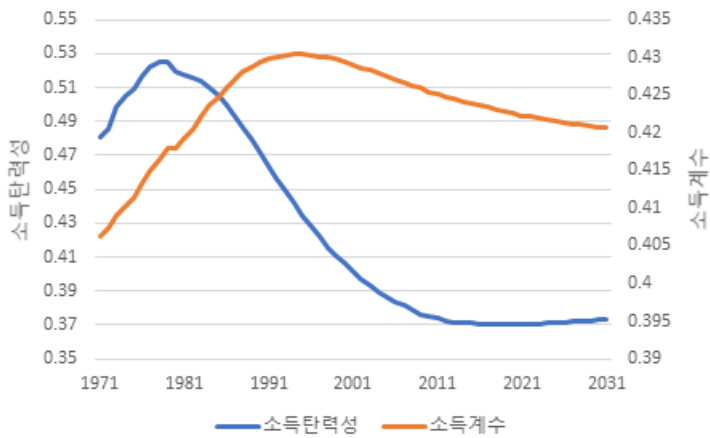
즉, 과거에는 일인당 GDP가 높은 국가일수록 상대적으로 소득계수가 높아서 일인당 GDP가 증가할수록 일인당 에너지를 많이 사용하였으며, 일인당 GDP가 감소할수록 일인당 에너지를 적게 사용하였다고 볼 수 있다. 따라서 일인당 GDP와 소득계수 간의 강한 양의 관계가 존재하고 국가 간 소득에 따른 일인당 에너지 소비 불균형이 컸다고 할 수 있다. 그러나 시간이 지나면서 GDP와 소득계수와의 관계가 역전되어 2031년에는 일인당 GDP가 낮은 국가일수록 상대적으로 소득계수가 높고, 일인당 GDP가 높은 국가일수록 상대적으로 소득계수가 낮아지는 것으로 예측되었다. 이는 현재 선진국에서 나타나고 있는 에너지 소득탄력성의 감소현상을 잘 설명하고 있다고 보인다. 일인당 GDP와 소득계수 간의 음의 관계가 예측되므로, 시간이 지날수록 국가 간의 일인당 에너지 소비의 격차가 줄어들 것으로 전망된다.

<그림 13>은 2017년의 GDP전망을 기초하여 추정한 한국의 소득탄력성과 소득계수 전망 결과이다.¹⁷⁾ 2015년까지는 실적자료로 추정한 결과이며, 2031년까지 GDP 전망

17) GDP전망치는 2017년 발표된 8차 전력수급기본계획에서 사용된 한국개발연구원 [Korea Development Institute]의 전망치를 이용하였고, 개별 국가효과는 3절에서 설명한 방식으로 추정하고 예측하였다.

과 소득계수 확장결과를 사용하여 추정한 결과이다. 소득계수의 경우 1971년 0.406에서 1995년 0.430로 상승하나, 이후 완만하게 감소하는 패턴을 보여 2031년 약 0.421으로 예측되었다. 반면 소득탄력성의 경우 1971년 0.480에서 1979년 0.525로 상승하나, 이후 감소하여 2019년 0.370의 가장 낮은 값을 가지며, 이후 거의 같은 수준을 유지하는 것으로 예측되었다.

〈그림 13〉 한국의 소득탄력성, 소득계수 전망결과



실제로 본 논문에서 제시된 최적 너비띠 방법과 함수 주성분 분석을 통한 소득계수의 예측을 이용하지 않고, 정상 시계열 가정에 기초하여 구한 최적 너비띠와 2025년 이후 1인당 GDP \$30,000 이상의 구간의 변화를 0으로 가정하고 2013년 이후 1인당 GDP \$60,000 이상의 구간의 변화를 0으로 가정한 후 확장한 소득계수를 활용하여 예측치를 구해보면, 본 연구에서 제시한 방법을 사용한 예측결과에 비해 2031년 기준 약 0.60%를 과대 예측하고, 소득계수 예측 차이에서 약 4.45%의 큰 차이로 과대 예측함을 확인할 수 있었다.¹⁸⁾ 또한 예측된 소득계수의 함수 형태도 매우 불안정하고 소득탄력성도 대부분의 선진국에서 2025년 이후 고정되는 것으로 예측하므로, 한국과 같은 에너지 다소비 국가의 장기 예측 모형에 적합하지 않음을 확인할 수 있었다.

18) 고정계수모형을 대조모형으로 하여 예측오차를 분석해보면 년도 별로 약 5~20%까지 본 연구의 모형이 예측 오차를 줄이는 것으로 분석되었다. 더 다양한 예측실험 결과는 추후 연구에서 진행하려고 한다.

V. 결론

에너지 수요 및 예측 모형에서 GDP에 대한 회귀계수가 고정되어 있지 않고 변화한다고 보았을 때 가장 이상적인 모형설정은 GDP에 대한 회귀계수를 GDP뿐만 아니라 효율, 기술, 에너지정책, 부문별 비중(*sectoral shares*)과 같은 다양한 요인들의 함수로 나타내는 것이지만, 앞서 언급한 것처럼 모형이 이러한 인수들 모두를 효과적으로 식별하는 것은 실현 불가능한 것으로 보인다. Chang et al.(2016)에서는 이러한 관측되지 않는 요인들을 시간의 함수로 사용하여 GDP에 대한 회귀계수를 GDP와 시간의 함수로 표현하는 함수계수 패널모형을 제시하였다. 본 연구에서는 이모형을 실제 장기 에너지 수요예측 모형에 어떻게 적용할 것인가에 관한 방법론을 제시하고 전 세계 패널 데이터를 이용하여 한국의 장기 에너지 수요를 예측하였다.

본 연구에서는 장기 에너지 수요예측을 위해 소득계수를 함수 시계열로 정의한 후 함수 주성분 분석 방법을 도입하여 함수계수 모형을 예측하는 방법을 제시하였고, 장기 에너지 예측오차를 최소화 하는 최적 너비피를 이용하여 장기 에너지 수요를 예측하였다. 특히 본 연구에서 제시된 예측방법론은 기존 선행연구 및 패널모형에서 쓰이는 비모수적 기법을 통한 예측과는 다르고, 함수 주성분 분석을 통해 자의성이 배제된 일반적인 예측 방법론이라고 볼 수 있을 것이다.

하지만 본 연구에서는 아래와 같은 한계점들도 존재한다. 일단 본 연구에서는 패널 데이터 내에 가지고 있는 이질성 문제를 효과적으로 제어하기 위해 Chang et al.(2016)에서 제시한 대로 국가들을 10개 그룹으로 묶어 생성한 그룹 자료를 사용하여 소득계수 평면(*surface*)를 추정하였고 그룹 내 결측 자료(*missing data*)가 없는 균형 패널을 사용하였다. 하지만 이질성 문제의 경우 인구 변수를 이용한 가중치로 컨트롤할 수 있다면 결측치가 존재하는 국가자료를 모두 포함하는 불균형 패널모형을 사용할 수 있을 것이며, 데이터가 더욱 풍부해져 예측에 관련된 국가들만을 활용하여 모형을 구성할 수도 있을 것이다. 이러한 불균형 패널모형이 장기에너지 예측에 더 적합할 수 있는지에 대해서는 추후 연구에서 더 분석되어야 할 것이다. 또한 본 연구의 예측 방법론에서 쓰인 함수 주성분 분석의 경우 Tikhonov 규칙화 등의 다양한 차수 감소(*dimension reduction*) 방법론을 통해 실제 예측오차를 더 줄일 수 있는지에 관한 시뮬레이션 분석도 추후 연구에서 실행되어야 할 부분이다.

[References]

- 박준용·김인무·김창식·이성로, “선도추급과정을 이용한 새로운 예측기법: 장기전력수요예측에의 응용”, 「경제학연구」, 제 59권 제3호, 2011, pp. 113~147.
- Bosq, D., *Linear Processes in Function Spaces: Theory and Application*, Springer-Verlag New York, 2000.
- Chang, H. and Y. Hsing, “The demand for residential electricity: new evidence on time-varying elasticities,” *Applied Economics*, Vol. 23, No. 7, 1991, pp. 1251~1256.
- Chang, Y., C. S. Kim., J. I. Miller, S. Park, and J. Y. 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., 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.
- Dargay, J. M., Are price and income elasticities of demand constant? Oxford Institute for Energy Studies, 1992.
- Galli, R., “The relationship between energy intensity and income levels: forecasting long term energy demand in Asian emerging countries,” *The Energy Journal*, Vol. 19, No. 4, 1998, pp. 85~106.
- Haas, R. and L. Schipper, “Residential energy demand in OECD-countries and the role of irreversible efficiency improvements,” *Energy Economics*, Vol. 20, No. 4, 1998, pp. 421~442.
- Judson, R. A., R. Schmalensee, and T. M. Stoker, “Economic development and the structure of the demand for commercial energy,” *The Energy Journal*, Vol. 20, No. 2, 1999, pp. 29~57.
- Luzzati, T. and M. Orsini “Investigating the energy-environmental Kuznets curve,” *Energy*, Vol. 34 No. 3, 2009, pp. 291~300.
- Medlock III, K. B. and R. Soligo, “Economic development and end-use energy demand,” *The Energy Journal*, Vol. 22, No. 2, 2001, pp. 77~105.
- Nguyen-Van, P., “Energy consumption and income: A semiparametric panel data analysis,” *Energy Economics*, Vol. 32, No. 3, 2010, pp. 557~563.

- Richmond, A. K. and R. K. Kaufmann, "Energy prices and turning points: the relationship between income and energy use/carbon emissions," *The Energy Journal*, Vol. 27, No. 4, 2006a, pp. 157~180.
- Richmond, A. K. and R. K. Kaufmann, "Is there a turning point in the relationship between income and energy use and/or carbon emissions?," *Ecological Economics*, Vol. 56, No. 2, 2006b, pp. 176~189.