

시변파라미터 일반화해밀턴-plucking 모델을 이용한 전력소비의 선제적 경기국면 판단 활용 연구*

김권식** · 오승환***

요 약

본 연구는 실시간적으로 관측 가능한 전력소비 데이터에 경기선행 정보가 있는지, 경기변동에 따른 비대칭성이 존재하는지를 분석한다. 이를 규명하기 위해 선행연구 모형을 확장한 시변파라미터 일반화해밀턴-plucking모형을 제시하였다. 실증분석에 따르면 첫째, 제조업 전력소비 데이터에는 경기선행 정보를 담고 있다. 2000년 1월부터 2015년 12월 기간 동안 두 번의 불황에 대해 경기정점은 2개월, 저점은 3~4개월 정도 선행하였다. 둘째, 호황시 전력소비가 늘어나고 불황시 줄어드는 비대칭성 현상이 뚜렷하였다. 다만 호황기의 전력소비 회복 강도와 불황기의 위축 정도는 비슷한 것으로 분석되었다.

주요 단어 : 전력소비, 비대칭성, 국면전환모형

경제학문헌목록 주제분류 : E30, Q40

* 본 연구는 제1저자의 박사학위 논문의 일부를 발췌하여 수정·보완한 것이며 본 연구의 개선을 위해 조언해 주신 익명의 심사위원들께 감사 인사드린다. 그러나 남아있는 오류는 모두 저자들의 책임임을 밝힌다.

** 국제금융센터 연구위원(교신저자). kskim@kcif.or.kr

*** 한전경제경영연구원 선임연구원(제1저자). sh.oh@kepeco.co.kr

I. 서 론

전력소비와 경기 사이의 관계를 규명하는 연구는 오랜 동안 진행되어 왔다. 이들 대부분의 연구는 전력소비량과 거시경제지표들 사이의 연관성 존재 여부를 증명하는 데 집중되었다. 나인강(1999)은 제조업 전력소비량이 경기동행 지수와 밀접한 상관성이 있어 전력데이터가 경기종합지수 작성에 기여할 수 있음을 주장하였다. 이상철·박종인(2002)은 일반적인 거시경제지표들에 비해 전력소비가 조사 시점과 공표일 간의 시차가 매우 적고 실시간으로 관측되는 특성으로 인해 단기 경제전망의 예측력을 개선시킬 수 있음을 보였다. 조정환·강만옥(2012)은 산업별 전력소비량 데이터 중에서 제조업의 전력소비가 경제성장률과 밀접하게 인과되어 있음을 주장하였다. 전력소비량이 다른 경제지표들과 달리 즉각적으로 관측 가능하다는 특징을 활용해 박성근(2014)은 기존의 경제지표에 대한 보완지표로 사용할 수 있다고 보았다. Yoo(2005)는 한국의 경우 전력소비와 경제성장 사이에 공적분 관계가 있어 두 변수 사이에는 장기적으로 안정적인 구조가 있다는 것을 보였다.

기존 연구와 달리 차경수(2011)는 전력소비량 대신에 전력발전량 데이터를 이용하여 경기동행지수를 효율적으로 산출하였다. 김석중·김인무(2013)는 전력소비량과 전력발전량 사이에 상관성이 매우 높다는 점을 발견하여 전력발전량 데이터와 경기변동 사이에 밀접한 관계를 규명하였다.

해외 연구도 국내연구와 마찬가지로 두 변수 사이에 밀접한 연관성 존재 여부에 초점을 두었다. Thoma(2004)는 미국의 거시경제지표와 전력소비량 사이의 인과관계를 분석한 결과 거시경제지표의 변동이 산업 및 상업 부문의 전력소비량에 막대한 영향을 주는 사실을 밝혔다. Jumbe(2004)는 경제성장률과 전력소비량 사이에 인과관계가 양방향으로 존재할 수 있음을 보였다.

Narayan and Prasad(2008)는 분석대상국을 OECD 30개국으로 확장하여 전력 소비량과 국내총생산 사이에 인과관계가 존재한다는 것을 확인하였다. Arora and Lieskovsky(2014)도 미국의 국내총생산이 전력소비와 상관성이 높다는 것을 밝혔다. 이러한 높은 상관성은 국내총생산의 추세와 전력소비의 추세가 매우 밀접하기 때문에 형성되고 있는 것으로 추측하였다. Ferfusion · Wilkinson · Hill(2000)은 전세계 GDP의 99%를 차지하는 100개국 이상의 전력소비량과 경제발전 사이의 관계를 분석하여 고소득 국가가 저소득 국가에 비해 전력소비량과 경제발전 간의 관계가 보다 밀접하다는 점을 발견하였다.

지금까지의 선행연구들은 경기회복(둔화)이 전력소비량 확대(감소)로 이어질 수 있다는 것으로 요약할 수 있다. 따라서 전력소비량과 경기 사이의 양(+)의 관계 여부를 제규명하는 작업은 학문적인 기여도가 낮을 수밖에 없다. 이에 본 연구에서는 전력소비량과 경기 사이의 단순 연관성을 분석하는 방법에서 벗어나 새로운 관점에서 두 변수에 대한 다음과 같은 궁금증을 풀어내고자 한다.

첫 번째는 전력소비가 경기선행 정보를 갖고 있는지, 경기동행 또는 경기후행 정보를 담고 있는지이다. 국내외 선행연구들은 전력소비와 경기 사이에 동행적인 정보가 있다는 암묵적인 가정에서 출발하고 있으므로 두 변수 사이의 실제 관계를 왜곡시킬 가능성이 있다. 전력소비에 경기 선행·동행·후행 정보가 존재하는지를 밝히기 위해 본 연구에서는 경기 정·저점 식별에서 널리 사용하는 시변파라미터 일반화해밀턴모형에 프리드만의 plucking모형을 결합한 확장된 모형, 즉 시변파라미터 일반화해밀턴-plucking모형을 제시하였다.

두 번째는 경기가 호황국면에 있을 때 전력소비가 늘어나고 불황국면에 있을 때 전력소비가 줄어드는 비대칭성(asymmetric effects)이 존재하는지 여부¹⁾이다. Thoma(2004)가 경기변동에 따라 전력소비 행태가 다를 수 있으며

1) 본 연구에서는 비대칭성을 두 가지로 정의하였다. 하나는 유가의 비대칭성처럼 호황시 전력소비의 회복강도와 불황시 전력소비의 위축강도가 다른지이고 다른 하나는 경기회복시 전력소비가 늘어나고 경기둔화시 줄어드는지이다. 두

해당 국가의 산업구조에 따라 그 효과가 상이할 수 있음을 주장한 만큼 우리나라를 대상으로 경기변동과 전력소비 간의 연관성이 상이한지를 점검할 필요가 있다. 다만 상대적으로 제조업이 발달한 우리나라에서는 경기변동에 따른 전력소비의 비대칭성이 존재할 가능성이 높으므로 사후적으로 이를 밝히는 작업은 기여도가 크지 않을 수 있다. 이에 호황시 전력소비의 회복강도와 불황시 전력소비의 위축강도가 다른지를 추가적으로 밝히고자 한다. 기존 선행연구들은 이에 대한 어떠한 답도 제시해 주지 못하고 있는 실정이다.

경기변동에 따른 전력소비의 비대칭성 존재 여부를 규명하는 작업은 안정적인 전력 공급과 전력 수요 예측에서 반드시 필요하다. 만약 전력소비의 피크수요가 예측치에 근접하거나 초과할 경우 대규모의 정전 사태가 불가피하여 국가경제에 미치는 부정적인 영향이 매우 클 것이다. 반대로 경기 불황에 따른 전력수요 감소에도 불구하고 피크 부하 수준을 높게 예측하여 전력발전이 과도하게 이뤄질 경우, 에너지 자원 낭비가 발생해 이 역시 국가경제에 부정적인 영향을 미친다. 특히 최근 대내외 불확실성으로 인한 금융불안이 반복되는 가운데 경기변동 주기가 짧아지고 있는 만큼, 전력소비 변동에 대한 보다 정밀한 분석이 요구되고 있다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 제Ⅱ장에서는 전력소비 데이터의 특징을 간략히 설명하고 제Ⅲ장에서는 시변파라미터 일반화해밀턴-plucking모형을 살펴본다. 제Ⅳ장에서는 전력소비의 경기선행성 또는 동행성 여부와 경기변동에 따른 비대칭성의 존재 가능성 등에 대한 실증분석 결과를 서술한다. 마지막으로 제Ⅴ장에서는 본 연구의 내용을 간략히 요약하고 본 연구의 시사점을 제시한다.

가지로 살펴본 것은 비대칭성에 대한 실증분석 결과가 본문에서 보는 것과 같이 상이하기 때문이다.

II. 자료 및 특징

실증분석에서 사용되는 국내 전력소비 자료는 한국전력공사에서 집계하는 제조업 전력소비량이다. 분석 기간은 제조업 전력소비량 데이터 수집이 가능한 2000년 1월부터 2015년 12월까지이다. 일부 선행연구에서는 전력발전량을 사용하고 있으나 본 연구에서는 전력발전량 데이터가 가지고 있는 오차 문제 즉, 전력예비율 등 다른 요인들로 인해 실제 경제주체들의 사용량과는 차이가 발생할 수 있다는 점과 산업용·가정용 등 최종 전력사용처에 대한 분류가 어렵다는 점을 고려해 전력소비량 데이터를 이용²⁾하였다. 전력소비 자료 중에서 제조업 데이터를 사용한 이유는 우리나라의 경우 제조업 중심의 산업구조를 가지고 있어 농수산업, 광업 등의 산업보다 제조업에서 사용된 전력량이 국내 경기순환과 보다 밀접한 관계가 있을 것으로 판단되기 때문이다.

전력데이터는 일반적으로 경기분석에 활용되는 거시경제지표에 비해 시의성, 속보성 측면에서 우수하며 향후 스마트그리드 등 지능형 전력망(AMI) 보급 확대 및 관련 기술 발전에 따라 실시간(real time)까지도 집계 가능해질 전망이다. 기존의 경기지표들은 조사 시점과 공표일 간의 시차가 존재하므로 정책당국이나 경영진이 의사결정을 해야 할 경우 과거 경제상황을 나타내는 지표를 바탕으로 정책을 수립하거나 비즈니스 전략을 세워야만 했다. 실제로 한 나라의 경기변동을 나타내는 대표적인 지표인 국내총생산(GDP)은 분기별 지표로서 일 년에 4차례 밖에 집계되지 않고, 해당 분기가 지난 후 약 1.5~3개월의 시차를 두고 통계수치가 발표되는 만큼 시의성이 매우 떨어지는 지표이다. 또한 분기별 지표의 한계를 해결하기 위해 거시경제 분석 시 많이

2) 전력소비 데이터는 계약종별(산업용, 일반용, 주택용 등), 산업분류별(농업, 광업, 제조업 등) 등과 같이 다양한 분류 기준으로 구분되어 집계되고 있다.

활용되는 월간 산업생산지수와 종합경기지수도 해당 월이 지난 후 1개월 정도의 시차를 가지고 발표되어 속도성 측면에서 한계가 여전하다.

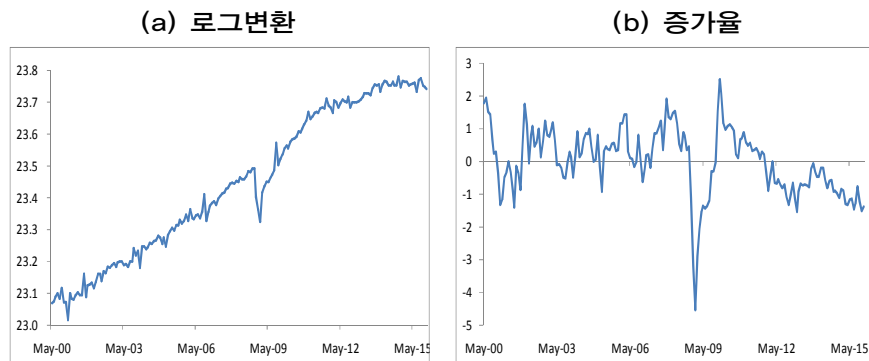
전력데이터를 분석할 때 유의해야 할 점은 전력데이터가 경기적 요인 외에 비경기적 요인에 의해서도 크게 영향을 받고 있다는 것이다. 전력소비에는 경기 변동 외에도 여름과 겨울의 냉난방 수요, 여름 휴가철의 공장가동을 저하 등의 계절적 요인과 음력 명절로 인한 근무일수 감소, 이상 기온에 따른 전력 소비 급변동 등 불규칙요인과 특이치(outlier)를 내포하고 있다. 따라서 전력 소비에 영향을 미치는 다양한 요인 중 경기상황을 제외한 다른 비경제적인 요인을 제거해야만 전력소비량 분석을 통한 경기의 실제상황을 속도성 높게 파악할 수 있을 것이다. 특히 우리나라의 경우는 사계절이 뚜렷하게 나타나 계절 간 기온 차이가 크게 나타나 전력소비의 변동이 크다는 특징을 가지고 있다. 제조업 전력소비 자료에서 계절성을 제거한 다음 특이치를 제어하여 분석하는 절차는 Box와 Jenkins와 같은 시계열 학자나 Zellner와 같은 베이시언 계량경제학자에 의해 오래 전부터 알려져 왔던 사실이다. 하지만 문제는 Harvey and Todd(1983)의 계절조정모형, x-12-RegARIMA기법 등으로 계절성을 제거하더라도 불규칙요인에 의한 특이치가 너무 많아 통상적인 시계열 분석이나 계량분석을 실행하는데 한계가 있다. 현재 계절조정된 전력소비 자료가 발표되지 않고 있고 특이치를 조정한 데이터도 제공되지 않아 전력소비 데이터를 분석하는데 상당한 제약요인으로 작용하고 있다.

위의 문제를 완화하면서 전력소비와 경기와의 관계를 분석하기 위해서 본 연구에서는 12개월 이동합계(twelve month moving sum)에 전전기 증가율($\ln(y_t/y_{t-2}) \times 100$)을 사용³⁾하였다. 이러한 접근방법은 Bellone(2005)과 같은 국면전환모형을 연구하는 학자들 사이에서 특정한 시기에 따라 상이하게 나타나는 국면전환점을 식별하는 데 자주 사용된다. Hamilton(1989)류의 국면

3) 경기와 전력소비 간의 관계를 분석할 때 전기 증가율($\ln(y_t/y_{t-1}) \times 100$) 변환을 통해 널리 사용하는데, 본 연구에서는 전기 증가율의 성과가 현저히 낮아지는 문제에 직면하여 이용하지 않았음을 밝힌다.

전환모형이 구조적 변화가 발생한 경제를 모형화하는데 적합하다고 하지만, 표본기간에 경제위기기간을 포함하는 경우 추정치의 편이(bias)가 발생하거나 표준오차의 신뢰성이 낮아져 일관성 있는 성과를 보이는데 대해서 이론의 여지가 거론되고 있다⁴⁾. 이러한 문제를 조정하기 위해 Filardo(1994)는 일정 기간의 표준평균과 표준편차를 사용하여 자료를 조정한 뒤 모형을 적용할 것을 제안하였다. Filardo의 사전필터링(pre-filtering)방법은 임의적이지만 국면 전환점을 식별하는데 유용한 것으로 알려져 있다⁵⁾. 위의 절차들을 걸쳐 얻은 국내 제조업의 전력소비 증가율 자료와 원계열 자료는 [그림 1]에 보고하였다.

[그림 1] 제조업 전력판매량



<표 1>에는 제조업 전력소비 증가율의 기초통계량을 보고하였다. Filardo의 사전필터링으로 정규화되어 표준평균과 표준분산은 0과 1의 값을

4) 동 문제를 언급한 연구자들은 김명직·김권식(2005) 등이 있으며 보다 자세한 내용은 이들의 연구를 참고하기 바란다.

5) 본 연구에서 이용된 자료는 Filardo의 사전필터링 방법($\frac{SD(\Delta y_{00.1 \sim 08.11})}{SD(\Delta y_{08.12 \sim 15.12})} \times \Delta y_{08.12 \sim 15.12}$)을 적용한 이후 표준평균과 표준편차로 정규화시켰다. 국내문헌의 경우 이중식(1997), 김명직·김권식(2005) 등이 이러한 사전필터링기법을 적용하여 우리나라의 경기 정·저점을 식별하는데 성공하였다.

떨다. 통계적으로 유의한 음(-)의 왜도 값은 전력소비의 급격한 하락이 상승보다 더 발생했었다는 방증이고 초과첨도가 통계적으로 유의하는 것은 정규분포보다 두터운 꼬리분포를 갖는다. Jarque and Bera 검정에 이러한 기초통계량의 결과가 그대로 투영되었다. Jarque and Bera 검정의 귀무가설이 기각되어 제조업의 전력소비 증가율 자료는 정규분포를 따르지 않는다. 본 연구에서는 비정규성 자료가 혼합분포모형(mixture distributions)과 같이 2개 이상의 정규분포로 근사화할 수 있다는 가정하에 국면전환모형(regime switching model)을 적용한 바, 보다 자세한 내용은 절을 바꿔서 설명한다.

한편 ADF 검정(augmented Dickey-Fuller test), Phillips-Perron 검정 등과 같은 통상의 단위근 검정절차를 시행한 결과 제조업의 전력소비 자료에는 단위근이 있는 반면 전전기 증가율 자료에는 단위근이 없는 안정시계열로 판정되었다.

〈표 1〉 제조업 전력판매량 데이터의 기초 통계

	평균	분산	중위치	왜도 (확률)	첨도 (확률)	JB 검정 (확률)
제조업 전력소비 증가율	0.000	0.995	0.086	-0.627 (0.000)	4.755 (0.000)	36.45 (0.000)

주: JB 검정은 Jarque and Bera 검정의 약자로 정규성 검정이라고도 한다.

Ⅲ. 분석모형 설정

1. 국면전환모형

Hamilton류의 여러 모형들은 특정 표본에서 국면전환에 대한 뚜렷한 신호를 포착하지 못해 성과가 현저히 떨어지는 문제가 발생할 수 있다. 동 문제를

시변파라미터 일반화해밀턴-plucking 모델을 이용한 전력소비의 선제적 경기국면 판단 연구

완화하기 위해 본 연구에서는 먼저 Lam(1990)의 모형에 국면전환이 시간에 따라 변동하는 요인(α_{0t})을 도입하여 시변파라미터 일반화해밀턴모형⁶⁾을 제시하였다.

$$y_t = \tau_t + c_t \quad (1)$$

$$\tau_t = \tau_{t-1} + \beta_{S_t} \quad (2)$$

$$\beta_{S_t} = \begin{cases} \alpha_{0t} & \text{if } S_t = 0 \\ \alpha_{0t} + \alpha_1 & \text{if } S_t = 1 \end{cases} \quad (3)$$

$$\alpha_{0t} = \alpha_{0t-1} + v_t, \quad v_t \sim \mathcal{N}(0, \sigma_v^2) \quad (4)$$

$$c_t = \phi_0 + \phi_1 c_{t-1} + \phi_2 c_{t-2} + u_t, \quad u_t \sim \mathcal{N}(0, \sigma_u^2) \quad (5)$$

제조업의 전력소비량(y_t , level data)은 비관측 추세요인(τ_t)과 이로부터 이탈되는 안정적인 요인(c_t)으로 표현하였다. 추세요인은 α_{0t} 을 기초로 국면에 따라 이산적으로 점프하는 형태(β_{S_t})로 가정하였다. 국면의 상태가 $S_t=1$ 인 경우는 평균적으로 α_1 의 크기만큼 점프하고 $S_t=0$ 인 경우는 0이므로 점프가 발생하지 않는다. 시변파라미터(α_{0t})는 확률보행과정(random walk process)을 따르는 것으로 설정하였으며 전력소비의 잠재증가율로 해석된다. 안정적인 요인은 통상적으로 사용되는 자기회귀모형(AR model)이다.

실증분석 결과 시변파라미터 일반화해밀턴모형으로도 제조업 전력소비의 국면전환 신호를 포착하는데 한계가 존재하였다. 이에 본 연구에서는 추세뿐만 아니라 안정적 요인에도 국면에 의존하는 모형으로 확장한 시변파라미터 일반화해밀턴-plucking모형⁷⁾을 제안하였다.

6) 시변파라미터 일반화해밀턴모형에는 2변량 3상태 모형을 제시한 김명직·장국현(2000)의 연구도 있다.

7) 이산적으로 점프하는 요인이 안정적 요인에만 국한한 모형을 Friedman의 plucking 모형으로 알려져 있으며 대표적인 연구로는 Kim and Nelson(1999) 등이 있다.

$$c_t = \phi_1 c_{t-1} + \phi_2 c_{t-2} + u_t^* \quad (6)$$

$$u_t^* = \pi S_t + u_t, \quad u_t \sim N(0, \sigma_{u,S_t}^2) \quad (7)$$

$$\sigma_{u,S_t}^2 = \sigma_{u,0}^2 (1 - S_t) + \sigma_{u,1}^2 S_t \quad (8)$$

자기회귀모형에 이산적으로 점프하는 형태(u_t^*)를 부여함으로서 안정적인 요인이 국면에 따라 비대칭적으로 움직이는 구조를 갖도록 하였다. $S_t=0$ 인 국면에서는 상수항이 없는 통상의 자기회귀모형을 따르지만 $S_t=1$ 인 국면에서는 평균적으로 π 의 크기만큼 이동한 자기회귀과정을 따른다.

만약 $\pi=0$ 이고 $\sigma_v=0$ 이면 시변파라미터 일반화해밀턴-plucking모형은 Lam의 일반화해밀턴모형으로 수렴하고 $\sigma_v=0$ 이면 Kim and Nelson(1999)이 제안한 Friedman의 plucking 모형이 된다.

시변파라미터 일반화해밀턴-plucking모형을 통해 먼저 제조업 전력소비에 경기선행정보가 담겨져 있는지, 아니면 경기동행 또는 경기후행 정보가 내포되어 있지를 분석하였다. 만약 제조업 전력소비가 경기선행정보를 내포하고 있다면 여타 지표에 비해 속보성의 특징을 가지고 있는 전력소비량 데이터를 활용하여 당월의 경기상황을 조기에 판단할 수 있고 통화정책 수립 등에도 큰 도움을 줄 수 있을 것으로 사료된다. 둘째 제조업 전력소비는 호황, 불황 등 경기순환에 따라 상이할 것으로 예상되는 만큼 실제로 경기에 대한 전력소비의 비대칭성이 통계적으로 유의미하게 존재하는지를 검증하였다. 만약에 비대칭성이 존재한다면 호황기의 전력소비 회복강도가 불황기의 전력소비 위축강도보다 큰지 또는 작은지 등의 또 다른 비대칭성 존재 여부도 추가적으로 살펴보았다.

위의 둘째 내용을 검토하기 위해 시변파라미터 일반화해밀턴-plucking모형(이하에서 벤치마크 모형으로 약칭)의 식(1)을 아래와 같이 확장(이하에서 확장모형 I로 정의)하였다. 여기서 D_t 는 호황기간 또는 불황기간을 나타내는

더미변수이다. D_t 대신에 D_{t+i} 를 사용한 것은 경기동행정보($i=0$)를 넣고 분석한 결과 통계적인 유의성이 크게 떨어졌기 때문이다. 호황 및 불황 기간은 통계청에서 발표하는 공식적인 경기순환일지를 사용했다. 공식경기순환일지가 발표되지 않은 2011년 8월부터 2015년 12월까지의 기간은 김권식(2011)이 제안한 모델을 통해 확인한 결과 비공식 불황기로 식별되어 불황 시기로 설정하였다. 호황기간의 더미변수를 사용해서 얻은 θ_i 의 부호와 불황기간의 더미변수를 사용해서 얻은 θ_i 의 부호가 반대일 경우 경기변동에 따른 전력소비의 비대칭성이 존재한다고 할 수 있다. 또한 θ_i 의 절대값 크기가 유사하다면 호황기의 전력소비 회복강도가 불황기의 전력소비 위축강도와 비슷하다는 것을 의미한다. 이는 경기변동에 따른 전력소비의 회복 강도와 위축 강도에는 대칭성이 있다는 것을 시사한다.

$$y_t = \tau_t + c_t + \sum_{i=1}^{k_y} \theta_i D_{t+i} \quad (1-1)$$

2. 최우추정법

벤치마크 모형과 이의 확장모형들은 비관측변수들이 포함되어 있으므로 아래의 같이 국면종속 상태공간모형(state space model with regime switching)으로 다시 표현하여 국면종속 칼만필터 알고리즘을 사용해서 추정⁸⁾할 수 있다. 실제 추정에서는 [그림 1-(b)]에서 본 전전기 증가율 변수(Δy_t)로 사용하였다.

8) 상태공간모형에서 사용된 일반적인 변수 표기법에 관해서는 김권식(2015)의 교재를 참고하기 바란다.

벤치마크 모형의 국면종속 관측방정식

$$\Delta y_t = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_t \\ c_{t-1} \\ a_{0t} \end{bmatrix} + a_{S_t} + \gamma Crisis_t \quad (9)$$

$$(\Delta y_t = Z_{S_t} a_t + d_{S_t})$$

$$\text{여기서 } a_{S_t} = \begin{cases} 0 & \text{if } S_t = 0 \\ a_1 & \text{if } S_t = 1 \end{cases}$$

벤치마크 모형의 국면종속 상태방정식

$$\begin{bmatrix} c_t \\ c_{t-1} \\ a_{0t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Phi_1 & \Phi_2 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_{t-1} \\ c_{t-2} \\ a_{0t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \pi S_t \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_t \\ v_t \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$(a_t = T_{S_t} a_{t-1} + c_{S_t} + R_{S_t} \varepsilon_t)$$

$$\text{여기서 } \varepsilon_t \sim N(0, Q_{S_t})$$

관측방정식에서 $Crisis_t$ 는 글로벌 금융위기 더미변수⁹⁾이다. 위기 더미 기간에 대해서는 아직 일치된 견해가 없어 연구자마다 다양하게 설정하여 분석하고 있는 실정이다. 본 연구에서는 제조업 전력소비 자료의 특징을 고려하여 마이너스 증가율을 보였던 2008년 11월부터 2009년 11월까지의 기간을 위기 기간으로 설정¹⁰⁾하였다. 확장모형 I 과 II의 국면종속 상태공간모형은 아래와 같이 표현된다.

9) 경제위기 기간이 포함되어 있는 경우 국면전환모형의 성과가 현저히 저하되는 문제가 발생하므로 더미변수 등을 이용하여 보정할 필요성이 김명직·김권식(2005), Kim(1999) 등의 연구에서 제기되는 상황이다. 보다 자세한 내용은 이들의 연구를 참고하기 바란다.

10) Guidolin and Tam(2010)는 미국 데이터를 이용하여 글로벌 금융위기 기간을 2007년 8월부터 2009년 6월로 설정하였는데 미국을 제외한 여타 국가들은 2008년 9월 리만사태 이후부터 충격을 받아 국가마다 위기 기간이 다를 수 있다.

시변파라미터 일반화해밀턴-plucking 모델을 이용한 전력소비의 선제적 경기국면 판단 연구

확장모형 I 의 국면중속 관측방정식

$$\Delta y_t = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_t \\ c_{t-1} \\ a_{0t} \end{bmatrix} + a_{s_t} + \gamma Crisis_t + \sum_{i=1}^{k_s} \theta_i D_{t+i} \quad (9-1)$$

$$(\Delta y_t = Z_{s_t} a_t + d_{s_t})$$

$$\text{여기서 } a_{s_t} = \begin{cases} 0 & \text{if } S_t = 0 \\ a_1 & \text{if } S_t = 1 \end{cases}$$

확장모형 II 의 국면중속 상태방정식

$$\begin{bmatrix} c_t \\ c_{t-1} \\ a_{0t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Phi_1 & \Phi_2 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_{t-1} \\ c_{t-2} \\ a_{0t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \pi S_t \\ 0 \\ \sum_{i=1}^k \delta_i D_{t+i} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_t \\ v_t \end{bmatrix} \quad (10-1)$$

$$(a_t = T_{s_t} a_{t-1} + c_{s_t} + R_{s_t} \varepsilon_t)$$

$$\text{여기서 } \varepsilon_t \sim \mathcal{N}(0, Q_{s_t})$$

국면중속 칼만필터 알고리즘은 아래의 예측단계와 교정단계의 반복학습을 통해 비관측변수들을 추정한다. 반복 학습이 진행되기 위해서는 차원 축소 등의 절차가 필요한데 이에 관한 자세한 내용은 김명직·장국현(2002), Kim(1999)을 참고하기 바란다.

국면중속 예측단계

(예측)

$$a_{dt-1}^{(i,j)} = T_j a_{t-1|t-1}^i + c_j$$

$$P_{dt-1}^{(i,j)} = T_j P_{t-1|t-1}^i T_j' + R_j Q_j R_j'$$

(예측오차)

$$n_{dt-1}^{(i,j)} = \Delta y_t - Z_j a_{dt-1}^{(i,j)} - d_j$$

$$f_{dt-1}^{(i,j)} = Z_j P_{dt-1}^{(i,j)} Z_j'$$

국면종속 교정단계

$$a_{dt}^{(i,j)} = a_{dt-1}^{(i,j)} + K_t^{(i,j)} n_{dt-1}^{(i,j)}$$

$$P_{dt}^{(i,j)} = (I - K_t^{(i,j)} Z_j) P_{dt-1}^{(i,j)}$$

$$\text{여기서 } K_t^{(i,j)} = P_{dt-1}^{(i,j)} Z_j' (f_{dt-1}^{(i,j)})^{-1}$$

위의 국면종속 상태공간모형의 로그우도함수는 아래와 같으므로 수치최적화¹¹⁾로 상태에 의존하는 추정치를 구할 수 있다.

$$L = \sum_{t=1}^T \left(\ln \sum_{j=0}^1 \sum_{i=0}^1 f(\Delta y_t | S_t = j, S_{t-1} = i, \Psi_{t-1}) \times \Pr(S_t = j | S_{t-1} = i) \times \Pr(S_{t-1} = i | \Psi_{t-1}) \right)$$

$$\text{여기서 } f(\Delta y_t | S_t, S_{t-1}, \Psi_{t-1}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi f_{dt-1}^{(i,j)}}} \exp\left(-\frac{n_{dt-1}^{(i,j)'} n_{dt-1}^{(i,j)}}{2f_{dt-1}^{(i,j)}}\right)$$

$\Pr(S_t = j | S_{t-1} = i)$ 는 국면이 이동하는 전이확률로 Hamilton(1989)의 연구에서처럼 1차 마코프 과정을 따르는 것으로 가정하였다. 즉 상수 전이확률, $\Pr(S_t = j | S_{t-1} = i) = p_{ij}$ 로 설정했다. $S_{t-1} = 0$ 에서 $S_t = 0$ 으로 국면이 지속될 경우의 전이확률은 p_{00} 이고 $S_{t-1} = 1$ 에서 $S_t = 1$ 로 국면이 유지될 경우의 전이확률은 p_{11} 이다. 또한 $S_{t-1} = 0$ 에서 $S_t = 1$ 로 바뀔 전이확률은 p_{01} 이며 $S_{t-1} = 1$ 에서 $S_t = 0$ 으로 바뀔 확률은 p_{10} 이다.

11) GAUSS의 optimum 프로시저를 이용하여 계산했고 국면종속 상태변수에 불안정요인 (α_{0t})이 포함되어 있으므로 20개의 관측치를 초기 값의 불확실성을 제거하는데 사용하였다.

시변파라미터 일반화해밀턴-plucking 모형을 이용한 전력소비의 선제적 경기국면 판단 연구

$$\Pr(S_t=0|S_{t-1}=0)=p_{00} \quad (11)$$

$$\Pr(S_t=1|S_{t-1}=1)=p_{11} \quad (12)$$

$$\Pr(S_t=1|S_{t-1}=0)=p_{01}=1-p_{00} \quad (13)$$

$$\Pr(S_t=0|S_{t-1}=1)\equiv p_{10}=1-p_{11} \quad (14)$$

한편 제조업 전력소비가 $S_t=0$ 국면에 속해 있는지 아니면 $S_t=1$ 국면에 진입해 있는지는 Kim(1994)의 평활화 상태국면($\Pr(S_t=j|\Psi_T)$)으로 파악 가능하다. 그 계산 과정은 아래와 같다.

$$\Pr(S_t=j|\Psi_T)=\sum_{k=0}^1 \Pr(S_t=j, S_{t+1}=k|\Psi_T) \quad (15)$$

여기서,

$$\begin{aligned} & \Pr(S_t=j, S_{t+1}=k|\Psi_T) \\ &= \frac{\Pr(S_t=j|\Psi_T)\Pr(S_{t+1}=k|S_t=j)}{\Pr(S_{t+1}=k|\Psi_T)} \Pr(S_{t+1}=k|\Psi_T) \end{aligned}$$

IV. 실증분석 결과

시변파라미터 일반화해밀턴-plucking모형의 추정 결과는 <표 2>의 두 번째와 세 번째 열에 보고하였다. 일반적인 신뢰수준에서 추정치들이 모두 통계적으로 유의하여 제조업의 전력소비를 추정하는데 시변파라미터 일반화해밀턴-plucking모형이 적합한 것으로 보인다. 특히 국면전환을 나타내는 확률(p_{00}, p_{11})의 값이 모두 통계적으로 유의하고 σ_v , α_1 및 π 도 통계적으로 유의미하여 이를 뒷받침해 준다. σ_v 와 α_1 이 유의하다는 것은 확률보행과정

을 가정하고 얻어진 전력소비의 잠재증가율(α_{0t})이 통계적으로 의미를 갖고 있다는 것이고 국면에 따라 이산적으로 점프하는 현상도 실질적이라는 것을 암시한다. π 의 값도 통계적으로 유의미가 있다는 점은 자기회귀모형을 따르는 안정적인 요인이 이산적으로 점프하는 비대칭적인 구조를 갖는다는 것이다. 위기 더미변수(γ)도 통계적으로 유의하여 모형 내에 더미변수를 포함시킨 것도 유용한 것으로 판단된다.

〈표 2〉 벤치마크 모형 및 확장모형 I 추정결과

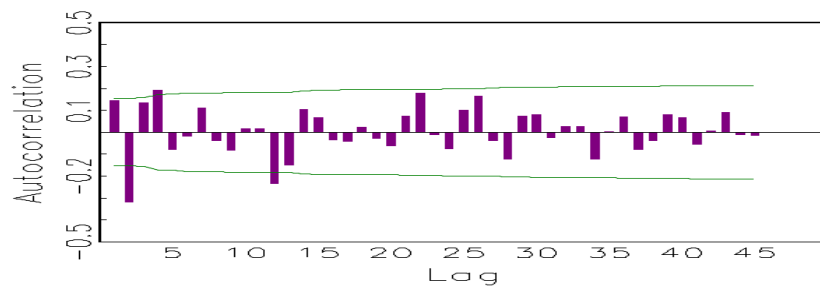
	벤치마크 모형		확장모형 I : recession dummy		확장모형 I : expansion dummy	
	parameter	t-value	parameter	t-value	parameter	t-value
ρ_{00}	0.939	31.92	0.982	56.54	0.982	56.49
ρ_{11}	0.892	19.07	0.973	53.60	0.972	53.69
ϕ_1	1.304	18.11	1.432	31.86	1.433	31.87
ϕ_2	-0.425	-9.03	-0.513	-15.93	-0.513	-15.94
$\sigma_{u,0}$	0.228	8.99	0.252	9.55	0.252	9.65
$\sigma_{u,1}$	0.493	9.80	0.461	12.17	0.462	12.17
σ_v	0.086	2.46	0.076	3.10	0.075	3.07
π	-1.318	-5.68	-1.342	-5.23	-1.340	-5.26
α_1	1.465	4.36	0.661	2.12	0.664	2.16
γ	-2.047	-4.91	-1.191	-4.23	-1.185	-4.26
Θ_1	-	-	-0.4439	-2.82	0.4449	2.82
log likelihood	-97.93		-94.468		-94.465	

시변파라미터 일반화해밀턴-plucking 모델을 이용한 전력소비의 선제적 경기국면 판단 연구

통계적인 유의성 검정 이외에 모형설정의 적정성도 분석하였다. 예측오차에 대해 Bartlett의 t검정을 적용하여 모형설정의 적정성 여부를 판정하였다. 국면중속 칼만필터 알고리즘에 따르면 예측오차($n_{dt-1}^{(i,j)}$)는 네 가지이므로 아래의 식과 같이 확률가중 합계를 통해서 단일 오차항을 도출하여 적용하였다. 검정 결과는 [그림 2]에 도시하였으며 대다수의 시차 상관계수가 2-표준편차 신뢰구간 내에 존재하므로 오차항은 무상관성(independently and identically distributed) 특징을 갖는다

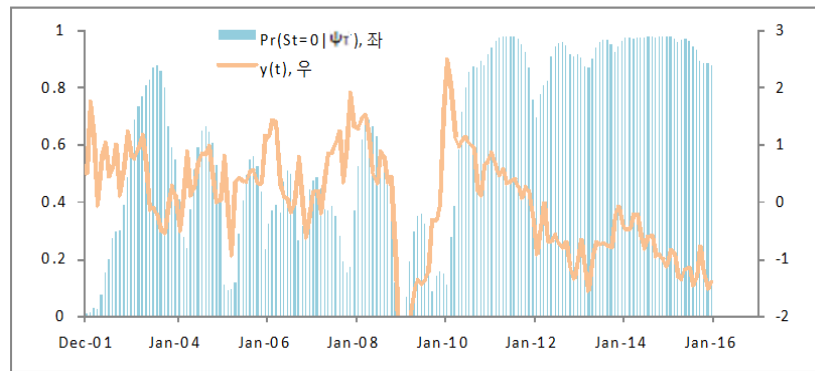
$$\sum_{i=0}^1 \sum_{j=0}^1 n_{dt-1}^{(i,j)} \Pr(S_{t-1} = i | \psi_{t-1}) \quad (16)$$

[그림 2] Bartlett의 t검정과 이의 2표준편차 신뢰구간



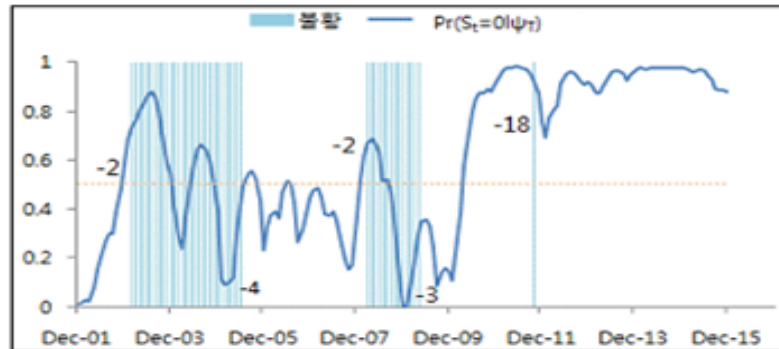
[그림 3]은 시변파라미터 일반화해밀턴-plucking모형의 추정결과를 이용하여 계산한 Kim의 평활화 상태국면의 확률($\Pr(S_t=0|\psi_t)$)과 제조업의 전력소비 증가율을 그린 것이다. $S_t=0$ 의 국면은 제조업의 전력소비 증가율이 둔화될 때 확률이 올라 전력소비가 위축되는 시기로 해석할 수 있다. 반대로 $S_t=1$ 은 전력소비가 확대되는 시기로 볼 수 있다.

[그림 3] 벤치마크 모형에 따른 전력소비 위축기($\Pr(S_t=0)$)



전력소비 위축기와 확장기의 평균 국면지속기간은 각각 16.4 ($= (1 - p_{00})^{-1}$)개월과 9.2 ($= (1 - p_{11})^{-1}$)개월로 나타나 전자의 국면이 훨씬 더 지속되는 것으로 분석되었다. 이는 글로벌 금융위기 이전과 이후 기간의 전력소비 패턴이 크게 상이하게 나타났기 때문인 것으로 판단된다. 글로벌 금융위기 이전 기간에 전력소비가 상승($\Pr(S_t=0) < 0.5$)했던 월수가 49개월로 하락했던 개월 수(33개월)를 크게 상회하였다. 이는 경기순환에서 호황기간이 불황기간보다 길다는 일반적인 사실과 일치한다. 그러나 글로벌 금융위기 이후 기간에는 [그림 1-(b)]에서 보듯이 전력소비 상승기가 나타나지 않았다. 2008년 위기 이후 지속되어 온 전력소비 둔화로 위축 기간이 상대적으로 크게 나타난 것이다. 위기 이후 기간을 포함한 경우 불황의 국면지속기간은 불포함했을 때보다 길어진다는 김명직·김권식(2005)의 연구와도 일정부분 동일하다.

[그림 4] 벤치마크 모형에 따른 경기선행성 판단



주: 음영은 통계청의 공식 경기침체기를 의미.

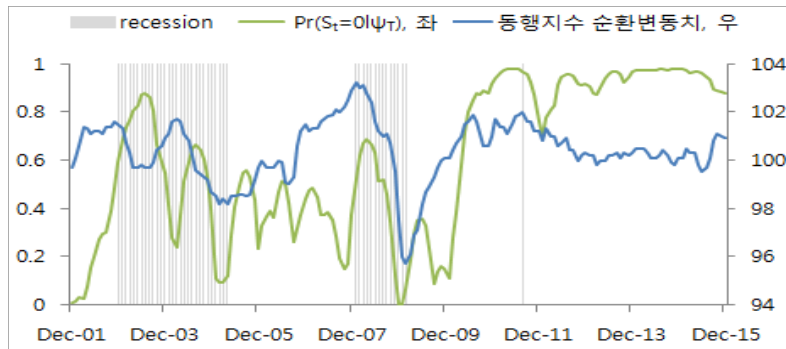
이제 제조업의 전력소비가 경기선행·동행·후행 정보를 갖고 있는지를 살펴보자. [그림 4]는 우리나라의 공식불황일지와 벤치마크모형에서 얻은 전력소비의 위축기간을 Kim의 평활화 확률로 그린 것이다. 그림에 따르면 제조업 전력소비는 경기정점과 저점 모두에서 선행 정보를 갖고 있는 것으로 보인다. 2002년 12월은 통계청에서 발표한 공식 불황기의 시작일인데 제조업의 전력소비는 이보다 2개월 선행해서 경기가 침체될 것이라는 신호를 보냈다. 2008년 1월도 공식 불황기의 시작일인데 동 시점에 대해서도 2개월 먼저 경기침체 신호를 보냈다. 저점 선행성도 확인되었다. 통계청에서 발표한 불황기의 공식 끝일(저점)은 2005년 4월인데 제조업의 전력소비에서는 경기가 바닥을 쳤다는 신호를 4개월 전부터 보냈다. 2009년 2월도 불황기의 공식 끝일인데 이에 대해서는 3개월 선행해서 경기저점 신호를 주었다.

[그림 5]는 2002년 12월과 2005년 4월의 공식불황기간에 나타난 전력소비의 소규모 사이클과 동행지수 순환변동치에서 나타난 소규모 경기순환¹²⁾을 그린 것이다. 동 기간에 동행지수 순환변동치에서 두 번의 순환이 있었던 것처럼 전력소비에도 두 번의 소순환이 발생했다는 것을 그대로 보여주고 있다. 전력

12) 김권식(2011)은 통계청에서 동 기간에 대한 공식순환일지를 발표하기 이전에 짧은 비공식 불황이 두 번 발생했었다고 주장하였다.

소비에 나타난 소순환은 그만큼 경기에 민감하게 반응하고 있다는 반증이다. 다만 2011년 8월의 공식 불황 시작일에 대해서는 18개월 전행해서 경기가 침체될 것이라는 신호를 보내고 있어 논의의 여지는 남아있다.

[그림 5] 벤치마크 모형에 따른 경기변동과 경기동행지수 비교



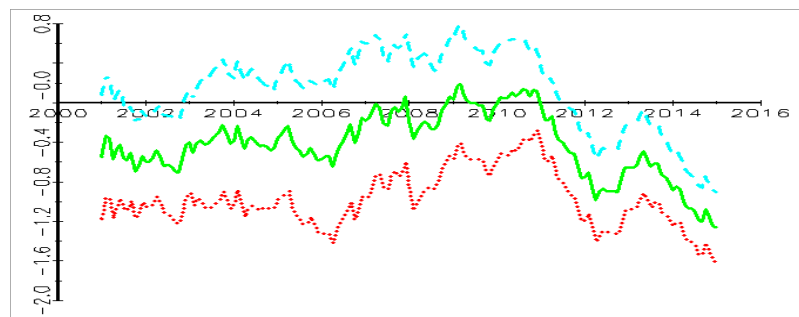
주: 음영은 통계청의 공식 경기침체기를 의미.

한편 일반적으로 널리 사용되는 전력소비의 전기 증가율($\ln(y_t/y_{t-1}) \times 100$)을 이용하여 추정된 결과는 추정치의 통계적 유의성이 낮고 모형 적정성 검정(iid test)을 통과하지 못해 부적절한 것으로 드러났다. 뿐만 아니라 국면 식별이 미흡해 경기동행 및 경기선행 정보에 대한 경제적인 해석도 불가능하였다. 따라서 전력소비의 전전기 증가율($\ln(y_t/y_{t-2}) \times 100$) 사용이 전력소비의 경기 선행성을 규명하는데 매우 효과적임을 밝힌 점도 본 연구의 새로운 기여라 할 수 있다.

<표 2>의 네 번째부터 일곱 번째 열은 전력소비와 경기 사이에 비대칭성이 존재(asymmetric effects)하는지에 관한 분석결과를 보고한 것이다. 불황시 전력소비가 하락되는지는 네 번째 열의 θ_1 의 부호를 보면 되고 호황시 전력소비가 상승하는지는 여섯 번째 열의 θ_1 의 부호로 알 수 있다. 전자의 부호는 음(-)이고 후자의 부호는 양(+)으로 나오고 통계적으로도 유의하여 경기순

환에 따라 전력소비의 행태가 예상했던 대로 비대칭적으로 나왔다. 즉 경기가 불황일 때 전력소비는 둔화되고 호황일 때는 전력소비가 증가한다. 하지만 불황시 전력소비 둔화강도는 0.4439이고 호황시 전력소비 상승강도는 0.4449로 유사하게 분석되어 경기변동에 따른 전력소비의 회복강도와 위축강도에는 대칭적인(symmetric effects) 것으로 판단된다. 즉 침체기의 전력수요 감소 효과와 확장기의 전력수요 증가 효과는 유사한 것으로 보인다.

[그림 6] 전력소비 잠재증가율



주: 상하 점선은 2 표준편차 신뢰구간(confidence intervals)을 의미.

[그림 6]은 벤치마크모형에서 산출한 전력소비의 잠재증가율(α_{0t})을 그린 것이다. 글로벌 금융위기 이전에 일정한 패턴을 보이던 전력소비가 위기 이후에 크게 위축되는 모습이다. 이처럼 글로벌 금융위기 이후 전력소비의 잠재증가율 감소가 최근의 전력소비 위축과 연관성이 높은 것으로 판단된다. 글로벌 금융위기 이전에 두 변수 사이의 상관관계가 0.59였는데 비해 이후에는 0.86으로 크게 상승한 것으로 알 수 있다. 이를 보다 정교하게 규명하기 위해 아래와 같은 시간가변파라미터(time varying parameter)모형을 적용하였다. 실증분석을 해 본 결과 모든 추정치는 통계적으로 유의하게 나왔고 두 변수의 연관성을 나타내는 β_{2t} 도 글로벌 금융위기 이전보다 이후에 유의미하게 커져 두 변수 사이의 밀접한 관계를 확인할 수 있었다(그림7).

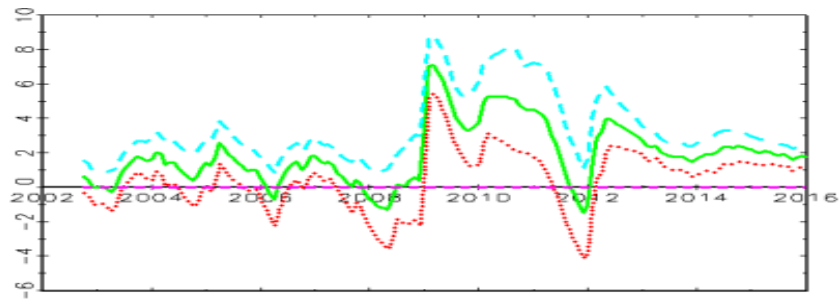
$$\Delta y_t = \beta_1 + \beta_{2t} \alpha_{0t} + \gamma Crisis_t + e_t \quad (17)$$

$$\beta_{2t} = \beta_{2t-1} + v_{2t}$$

$$\text{여기서 } e_t \sim N(0, \sigma_e^2), v_{2t} \sim N(0, \sigma_{v2}^2)$$

전력소비의 잠재증가율 감소가 경기순환적 요인에 의한 것인지 에너지 효율화 때문인지 대체에너지 활용 때문인지는 정확히 알 수 없지만 전력소비시장이 구조적으로 변화하고 있다는 점을 시사한다.

[그림 7] 시변파라미터(β_{2t})



주: 상하 점선은 2 표준편차 신뢰구간(confidence intervals)을 의미.

V. 결론 및 시사점

전력은 제조업, 서비스업 등 우리나라 경제활동의 주요 에너지원으로 활용되는 만큼 전력소비량과 경기 사이에 밀접한 관계가 있다. 특히 전력소비는 일반적인 거시경제지표들에 비해 조사 시점과 공표일 간의 시차가 매우 적은 특성으로 인해 실물경기를 효과적으로 판단할 수 있는 지표로 활용될 수 있

다. 향후 스마트그리드 등 지능형 전력망(AMI) 보급 확대 및 관련 기술 발전에 따라 실시간까지도 집계 가능해 질 것으로 전망됨에 따라 활용가치가 커질 것으로 사료된다.

속보성이 뛰어난 전력소비 데이터를 이용하여 시의성 높은 경기판단 또는 경기와의 관계를 분석하는데 있어 일반적으로 널리 사용되는 Hamilton류의 국면전환모형이 특정 표본에서 국면전환에 대한 뚜렷한 신호를 포착하지 못해 성과가 현저히 떨어지는 문제에 직면해 본 연구에서는 추세 요인과 함께 안정적 요인에도 국면에 의존하는 모형으로 확장한 시변파라미터 일반화해밀턴-plucking모형을 제시하였다.

실증분석 결과 첫째, 우리나라의 공식 경기정점과 저점에 대해서 제조업 전력소비가 선행성을 가지고 있는 것으로 분석되었다. 본 연구의 분석기간인 2000년 1월부터 2015년 12월 기간 동안 두 번의 불황에 대해 경기정점은 약 2개월, 경기저점은 3~4개월 정도 선행 정보를 갖는 것으로 나타났다. 따라서 전력소비는 우리나라의 선제적 경기판정을 위한 참고 지표로서 활용 가능성이 높다고 할 수 있다.

둘째 전력소비는 예상했던 것과 같이 경기변동에 따라 비대칭성이 존재하는 것으로 드러났다. 즉 경기호황시 전력소비가 늘어나고 불황시 줄어드는 현상이 뚜렷하였다. 하지만 호황시의 전력소비 회복강도와 불황시 전력소비 위축강도는 유사하여 경기변동에 따른 전력소비의 증감 효과는 대칭적인 것으로 판단된다.

국면전환모형을 응용하여 전력소비-경기변동 사이의 선행성 여부를 분석한 선행연구는 거의 전무한 실정이므로 본 연구의 의의는 매우 크다고 할 수 있다. 전력소비의 경기선행성 여부에 대한 연구가 미흡했던 것은 Hamilton류의 비선형모형이 테크닉적으로 풀어내기가 쉽지 않은데다가 전력소비 데이터의 불규칙성 및 특이치로 인해 경제적인 해석이 가능한 유의미한 결과를 도출해 내기 어렵기 때문인 것으로 사료된다. 따라서 전력소비의 전전기 증가율 사용이 전력소비의 경기 선행성을 규명하는데 매우 효과적임을 밝힌 점도 본 연

구의 기여라 할 수 있다. 또한 본 연구를 통해 전력소비 데이터를 통해 우리나라의 경기변동에 대한 판단을 선제적으로 할 수 있음을 확인함으로써 향후 경기판단시 전력소비 데이터의 활용이 커질 것으로 예상된다.

한편 전력소비 데이터 수집의 제한으로 분석기간 중 경기불황이 2차례 밖에 고려되지 않은 점과 표본내 자료에 국한한 접근은 분석의 한계로 작용할 수 있다. 향후에 전력소비 데이터가 축적되면 보다 많은 경기순환일지를 고려한 연구가 활발히 진행될 것으로 사료된다. 또한 에너지 효율 제고, 대체에너지 개발 등 구조적인 요인에 의해 전력소비의 잠재증가율이 크게 영향을 받을 가능성에 대한 실증적인 분석과 표본외 예측에서도 전력소비의 경기선행성이 존재하는지 확인하는 작업은 추가 연구과제로 남겨둔다.

접수일(2017년 2월 3일), 게재확정일(2017년 2월 22일)

◎ 참 고 문 헌 ◎

- 김권식(2011), “국제유가 충격이 경기불황을 심화시키는가?” 『경제분석』 제17권 제2호, 한국은행 경제연구원, 90-123.
- 김권식(2015), 『EIEWS로 즐기는 상태공간모형과 비관측요인분석』, 지앤김 파인테크
- 김명직·장국현(2000), “한국실질GDP 신계열을 이용한 최근 경기 정·저점 판정,” 『경제연구』 제21권 제1호, 한양대학교, 215-234.
- 김명직·김권식(2005), “2000년대 한국 경기변동의 특징과 정저점 판정,” 『경제연구』 제23권 제4호, 한국경상학회·한국국민경제학회, 1-30.
- 김명직·장국현(2002), 『금융시계열분석(제2판)』, 경문사
- 김석중·김인무(2013), “경기변동과 전력발전량,” 『경제학연구』 제62집 제2호, 59-98.
- 나인강(1999), “산업용 전력수요를 이용한 경기동행지수 개발 연구,” 에너지경제연구원 연구보고서99-10
- 박성근(2014), “경기동향 파악을 위한 전력수요 활용 방안,” KIET 산업경제 산업경제분석 통권 193호, 46-55.
- 이상철·박종인(2002), “전력수요를 이용한 단기경제전망의 유용성 연구,” 『경제학연구』 제50집 제4호, 141-169.
- 이중식(1997), “경기국면의 판별과 예측에 관한 새로운 기법,” 『경제분석』 제3권 제1호, 한국은행 경제연구원, 1-25.
- 조정환·강만옥(2012), “한국의 전력소비와 경제성장의 인과관계 분석,” 『자원·환경경제연구』 제21권 제3호, 573-593.
- 차경수(2011), “부문별 전력소비를 이용한 경기지수 구축,” 『응용경제』 제13권 제1호, 175-207.
- Arora, V. and J. Lieskovsky(2014), “Electricity Use as an Indicator of U.S. Economic Activity”, EIA Working Paper.

- Bellone B.(2005), "Classical Estimation of Multivariate Markov-Switching Models using MSVARlib," <http://econpapers.repec.org/paper/wpawuwpem/0508017.htm>
- Ferguson, R., Wilkinson, W. and R. Hill(2000), "Electricity use and economic development", *Energy Policy*, Vol. 28 Issue 13, 923-934.
- Filardo, A.(1994), "Business cycle Phases and their Transitional Dynamics," *Journal of Business and Economic statistics*, 12. 299-308
- Guidolin, M. and Y. M. Tam(2010), "A Yield Spread Perspective on the Great Financial Crisis: Break-Point Test Evidence," Federal Reserve Bank of St. Louis, Working Paper, No. 026A.
- Hamilton, J. D.(1989), "A New Approach to th Economic Analysis of Nonstationary Time Series and the Business Cycle," *Econometrica* Vol. 57. No. 2, 357-384.
- Harvey A. C. and P. H. J. Todd(1983), "Forecasting Economic Time Series with Structural and Box-Jenkins Model," *Journal of Business and Economic Statistics*, Vol. 1. 299-315.
- Jumbe, C. B. L.(2004), "Cointegration and causality between electricity consumption and GDP: empirical evidence from Malawi," *Energy Economics* Vol. 26. Issue 1, 61-68.
- Kim, C. J.(1994), "Dynamic Linear Model with Markov-Switching," *Journal of Econometrics*, Vol. 60, 1-22.
- Kim, C. J.(1999), 『State-Space Models with Regime-Switching: Classical and Gibbs-Sampling Approaches with Applications』, MIT Press.
- Kim, C. J. and C. R. Nelson(1999), "Friedman's Plucking Model of Business Fluctuations: Tests and Estimates of Permanent and Transitory Components," *Journal of Money, Credit and Banking*, 31, 317-334.
- Lam, P. S.(1990) "The Hamilton Model with a General Autoregressive Component: Estimation and Comparison with Other Models of Economic Time Series," *Journal of Monetary Economics*, 26, 409-432.
- Thoma, M.(2004), "Electrical energy usage over business cycle," *Energy Economics*, Vol. 26. Issue 3, 463-485.

시변파라미터 일반화해밀턴-plucking 모형을 이용한 전력소비의 선제적 경기국면 판단 연구

Narayan, P. K. and A. Prasad, "Electricity consumption-Real GDP Causality Nexus: Evidence from a Bootstrapped Causality Test for 30 OECD Countries," Energy Policy, February Vol.36, No. 2, 2008, 910-918.

Yoo, S. H., "Electricity Consumption and Economic Growth: Evidence from Korea," Energy Policy, Vol. 33, No. 12, 2005, 1627-1632.

ABSTRACT

Identifying Business Cycle with Electricity Consumption
: time-varying parameter generalized hamilton-plucking
model

Kwon Sik Kim* and Seung Hwan Oh**)

As electricity consumption is a useful real-time proxy for economic activity, this paper investigates whether electricity consumption has a leading economic information and there is asymmetry of the economic cycle. We present a new model called time-varying parameter generalized hamilton-plucking model. We have reached the two broad conclusions. First, It is found that electricity consumption has an average lead of 2 months at peaks and an average lead of 3~4 months at trough. Second, the electricity consumption increases when the economy is booming and it is reduced when the economy is in recession. In other words, electricity consumption has asymmetries over business cycle.

Key Words : Electricity consumption, Time-varying parameter
generalized hamilton-plucking model, business cycle

* Research Fellow, Korea Center for International Finance(corresponding author). kskim@kcif.or.kr

** Senior Researcher, KEPCO Economy & Management Institute(First author). sh.oh@kepco.co.kr