

電力需要를 利用한 短期經濟展望의 有用性 研究*

李 相 鐵** · 朴 鍾 仁***

논문 초록

전력수요는 경기변동과 밀접한 관련성을 가지고 동행적으로 움직이며, 전력자료는 경제자료에 비해 조기 관측되는 선행성이 있다. 본 연구에서는 단기적인 경제 전망에 이와 같은 전력자료의 관련성과 선행성이 유용하게 사용될 수 있는가를 살펴보았다. 전력자료의 관련성은 그랜저 인과관계 검정과 표본 외 예측력 비교를 통해서 검증했으며, 선행성은 선행차수를 변화시켜 관련성이 어떻게 변하는가를 살펴 평가했다. 실제 자료를 이용한 분석결과, 본 논문에서 살펴보고자 했던 전력수요와 경제변수 사이의 관련성과 선행성 모두를 확인할 수 있었다. 또한 전력자료를 이용함으로써 실제의 단기 경제전망의 예측력을 상당히 개선시킬 수 있음을 보일 수 있었다. 전력변수와 경제변수들 사이의 관계는 시간변동계수를 가지는 공적분 모형 및 오차수정모형을 이용하여 모형화하였다.

핵심 주제어: 전력과 경제의 관련성, 전력 자료의 선행성, 시간변동계수를 가지는 공적분 및 오차수정모형

경제문헌 주제분류: C4, C5

* 본 연구를 제안하고, 적극적인 지원과 조언을 아끼지 않은 한국전력거래소 김영준 이사장님과 본 논문 연구에 관해 여러 유익한 논평을 해준 서울대 경제학부 박준용 교수님께 감사드립니다.

** 한국전력거래소 수요예측팀 팀장, e-mail: scrhee@kpx.or.kr

*** 한국전력거래소 수요예측팀 과장, e-mail: jenny@kpx.or.kr

I. 서론

잘 알려져 있는 바와 같이 전력수요는 경기변동과 매우 밀접한 관계를 가지고 움직이며, 또한 전력자료는 경제자료에 비해 조기 관측되는 특징을 갖는다. 본 논문에서는 이와 같은 특징을 각각 전력수요와 경기변동의 관련성(relevancy)과 전력자료의 경제자료에 대한 선행성(precedency)으로 정의하고, 이와 같은 전력수요 및 전력자료의 관련성과 선행성이 실제로 존재하는가의 여부와, 또 존재하는 경우 이들을 단기 경제전망에 어떻게 이용할 수 있는가를 살펴본다. 전력이 경제활동을 위한 주요 에너지원이라는 점에서 전력수요가 경기변동과 관련성을 갖게 됨이 매우 당연한 결과라 할 수 있으며, 전력자료는 경제자료와는 달리 즉각적이고 직접적으로 소비자들로부터 관측되며 사후 추계가 필요 없는 이유로 선행성을 갖게 된다. 따라서 전력수요 및 전력자료의 관련성과 선행성 모두 쉽게 예상해 볼 수 있다.

이제까지의 연구 중에서 본 논문과 같은 주제를 다룬 것은 없는 것으로 보인다. 하지만 관련된 주제의 연구로 나인강(1999)과 이금희(1999)를 들 수 있다. 나인강(1999)은 산업용 전력사용량을 이용한 경기동행지수(economic coincidence indicator)를 만든 후 이를 이용하여 경기판별을 시도하였으며, 이금희(1999)는 기업경기실사지수의 선행성을 이용한 단기경제전망이 특히 불확실성이 높은 시기에 유용하다는 것을 보여 주었다. 이외에도 통계청에서 발표하는 경기동행지수의 구성지표 중 하나로 제조업 전력사용량이 포함되어 경기변동을 설명하는 자료로 이용되고 있다. 이와 관련하여 본 논문에서는 전력시계열의 관련성 및 선행성이라는 특성을 엄격히 검증하고 실제로 전력시계열을 이용하여 단기경제전망의 정확도를 어느 정도 높일 수 있는지를, 발전량을 이용한 GDP전망 및 제조업 전력판매량을 이용한 산업생산 전망을 통해 살펴보았다.

본 논문에서 사용된 모형은 시간변동계수(time varying coefficient)를 가지는 공적분 및 오차수정(cointegration and error correction) 모형이다. 특별히 시간변동계수를 사용한 이유는, 전력수요와 경제변수들 간에 장기적으로 안정적인 관계가 있는 것으로 보이나 그 관계가 일정하게 주어지지 않고 시간에 따라 변화하는 것으로 보아야 함이 타당하기 때문이다. 실제로 전력수요와 경제적 생산과의 관계는 기술(발전 및 생산)의 진보, 경제 성장 단계, 정부의 전력정책 및 에너지 소비성향 등에 의해 시간에 따라 변화하는 것으로 널리 인식되고 있다. 공적분으로 모형화한 정태적

(static) 장기균형 관계를 고려함과 더불어 단기(shortrun)의 동적 움직임(dynamics)을 모형화하기 위해 오차수정모형을 사용한다. 실제의 자료를 이용한 실증분석 결과, 전력변수(발전량, 제조업판매량)와 경제변수(GDP, 산업생산) 간에는 고정된 계수를 갖는 공적분 관계는 없으나 시간 변동 계수를 갖는 공적분 관계는 있는 것으로 나타났다.

전력변수와 경제변수간의 관련성(relevancy)과 전력자료의 경제자료에 대한 선행성(precedency)에 관한 실증분석 결과도 대체로 예상과 크게 다르지 않았다. 그랜저 인과관계 검정을 통해 전력변수들이 경제변수들을 그랜저 인과한다는 결과를 얻었으며, 경제변수 시계열만을 이용하는 것에 비해 전력자료를 함께 사용하는 것이 경기전망의 예측력을 크게 향상시키는 것을 확인 할 수 있었다. 이로써 관련성에 대한 확실한 긍정적 결론을 얻을 수 있었다. 또한 선행성을 검증하기 위해서 선행된 전력자료를 이용하여 그랜저 인과관계 검정과 표본외 예측 모의실험 방법을 시행하였는데, 선행된 전력자료를 사용할 경우 그랜저 인과관계가 더 뚜렷해지는 것으로 나타났으며, 예측 모의실험에서도 경기전망에 대한 예측력을 더욱 향상시킬 수 있었다. 전력자료가 선행하는 차수를 선행차수(precedency order)로 정의할 경우 개략적으로 1차 선행차수에서 그 선행성이 제일 뚜렷이 관측되었다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 제Ⅱ절에서는 연구배경을 소개하였다. 특히 전력 시계열의 시계열적 특성을 정리하고, 실제로 관측되는 전력수요와 경기변동과의 관계를 살펴보았다. 전력수요와 경제변동의 관련성(relevancy)과 전력자료의 경제자료에 대한 선행성(precedency)의 의미도 자세히 설명하였다. 제Ⅲ절에는 본 연구에서 사용되고 있는 모형 및 모형의 적합성을 위한 검정법과 그에 대한 실증결과가 제시되어 있다. 특히 전력변수와 경제변수간의 정태적 장기균형 및 단기 동태적 움직임을 반영하기 위해 시간변동계수를 가지는 공적분 및 오차수정모형을 설정한 후에 이의 적합성을 통계적 검정을 통해 살펴보았다. 실증분석결과는 제Ⅳ절에 요약하였는데, 여기에서는 실제자료를 이용한 모형추정 결과와 더불어 관련성 및 선행성 검증결과가 정리되어 있으며 그 결과들이 해석되어 있다. 마지막으로 제Ⅴ절에 본 연구의 내용을 요약하고 결론으로 본 연구의 결과에 대한 의미를 다시 한번 되새겨 보았다.

II. 연구배경

1. 전력수요의 시계열적 특성(Time Series Properties of Power Demand)

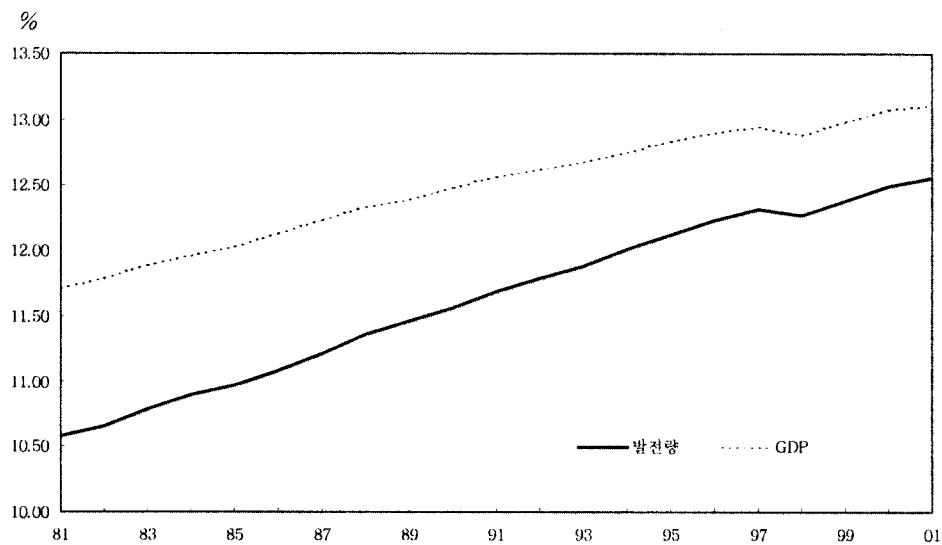
본 논문에서 전력과 경제의 관계를 밝히고 경제전망 모형을 추정하기 위해서 사용한 자료는 1980년부터 2002년 9월까지의 발전량 및 제조업 전력판매량과 1980년 1/4분기부터 2002년 2/4분기까지의 1995년 불변 GDP 및 1980년 1월부터 2002년 9월까지의 산업생산지수이다. 모든 자료는 계절조정을 하였으며, 자연로그로 변환하여 사용하였다. 발전량은 양수수요¹⁾를 제외한 자료를 이용하였고, 제조업 전력판매량은 산업분류코드별로 구분하여 공표되는 용도별 전력판매량 중 제조업 부문의 판매량을 의미하며, 이 자료는 한국전력통계에서 제공받아 이용하였다. 경제자료 중 산업생산지수는 통계청 통계정보시스템(KOSIS)에서 구하였으며, 국내총생산 자료로는 한국은행 통계D/B에 제시된 1995년 불변 GDP를 이용하였다.

전력과 경제의 관계를 알아보기 위해 전력변수인 발전량과 경제변수인 GDP의 성장추이를 비교해 보면, <그림 1>, <그림 2>에 나타난 바와 같이 비슷한 추세와 변동을 갖고 동행성(coincidence)을 보이며 움직이고 있다. 이러한 관계는 전력과 경제 시계열의 변화내용을 간략히 살펴봄으로써 좀더 명확히 확인할 수 있다. 1980년대는 발전량과 GDP 모두 1970년대보다 성장세가 다소 둔화된 모습을 보이고 있다. 1980년대 전반기(1981-85)에는 1979년 말의 제2차 에너지 파동과 1980년 세계 경제불황 등으로 발전량이나 GDP 분야 모두 낮은 성장을 이루었다가, 하반기(1986-90)에는 1986년 이후의 저유가, 국제금리 하락, 달러가치 하락 등의 3저 현상에 힘입어 성장세로 회복되었다. 1990년대는 1991-93년 불황, 1993년 하반기 이후 신 3저 현상으로 회복국면, 1996년 이후 불황국면에 이은, 1998년의 IMF 경기 침체 등으로 경제의 부침이 심하였으나 전력수요는 냉방전력이 포함된 상업용 전력수요의 꾸준한 증가에 기인, 약 10%의 증가세는 유지하였다. 1990년대에도 1980년대와 마찬가지로 IMF 경기침체로 인해, 전반기에 비해 하반기 증가율이 급감하였다.

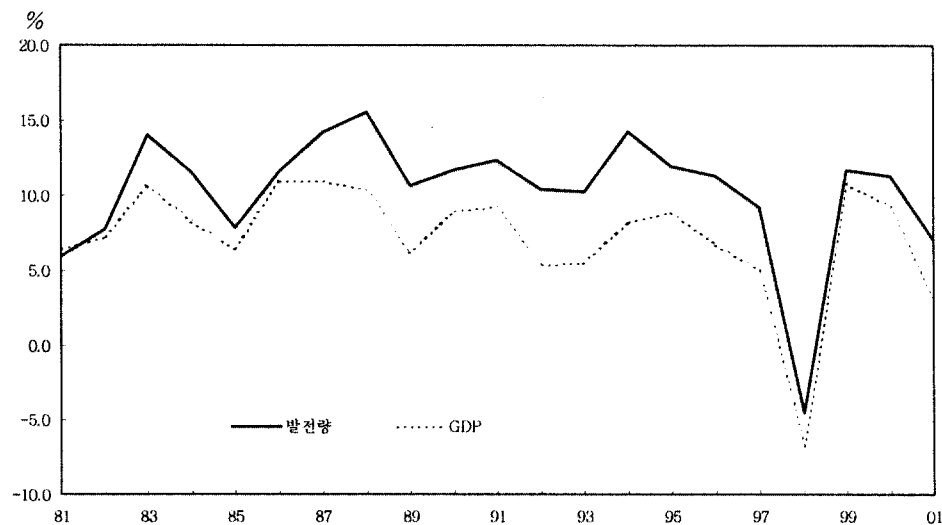
전력과 경제의 이러한 동행적 움직임과 관련하여 나타나는 또 다른 특징은, 첫

1) 양수수요는 양수발전을 위해 필요한 전력수요를 의미한다.

〈그림 1〉 발전량과 GDPlog값



〈그림 2〉 발전량과 GDP 증가율



〈표 1〉 발전량과 GDP 성장률 비교

(단위 : %)

	1981~85	1986~90	1980년대 (1981~90)	1991~95	1996~2000	1990년대 (1991~2000)	1998	2001
발전량	9.4	12.7	11.0	11.8	7.6	9.7	-4.5	7.1
GDP	7.8	9.5	8.6	7.5	4.9	6.2	-6.7	3.0

번째로 경제성장에 비해 전력수요 성장이 탄력적으로 더 높다는 것인데, 〈그림 2〉 및 〈표 1〉에 나타난 바와 같이, 1980년대는 발전량이 11.0%, GDP는 8.6% 증가하여 전력수요 탄성치²⁾가 1.3이고, 1990년대는 발전량 9.7%, GDP 6.2% 증가하여 1.6의 탄성치를 보임으로써 경제에 대한 전력수요 탄성치가 1보다 큰 것을 확인할 수 있다. 두 번째 특징으로는 경기침체기에는 전력수요 감소가 경제하락 보다 더 작게 진행된다는 하방경직성³⁾이 있는데, 〈표 1〉의 1998년 IMF 경기침체기의 예에서 알 수 있듯이, GDP는 6.7%나 감소한데 비하여 발전량은 그 보다 적은 4.5% 감소에 그치고 있다.

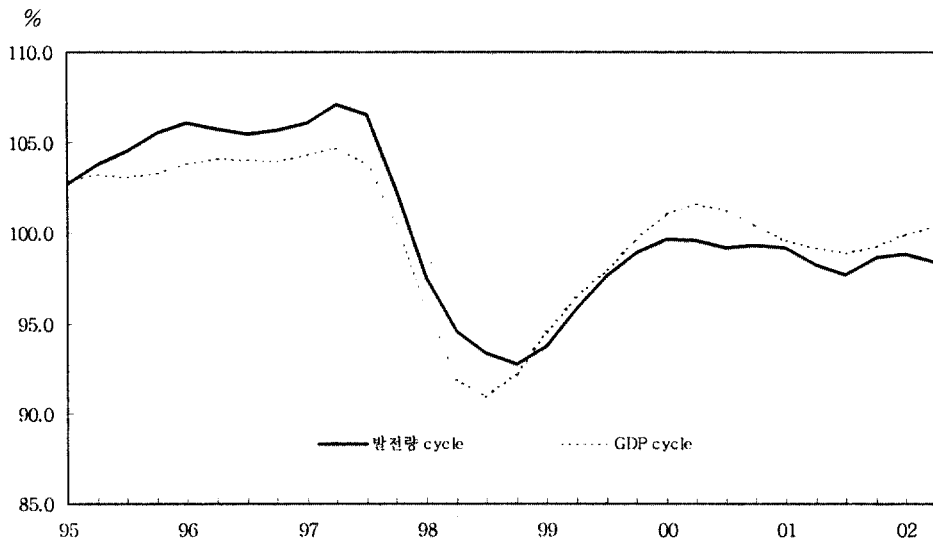
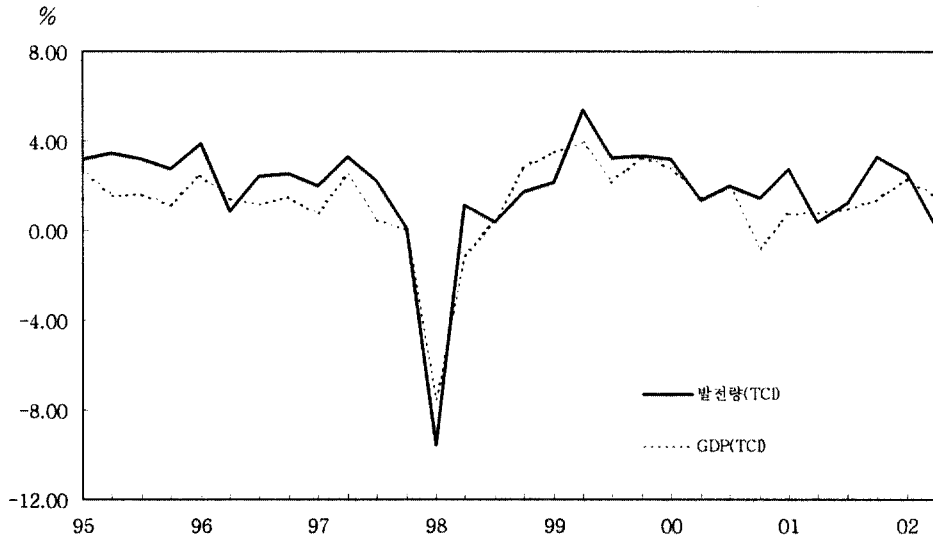
2. 전력수요(Power Demand)와 경기변동(Economic Fluctuation)과의 관계

전력수요와 경기변동간에는 동행적으로 움직이는 관련성(relevancy)이 있고, 전력자료가 경제자료에 비해 조기 관측되는 선행성(precedency)이 있다. 〈그림 3〉에 제시되어 있는 바와 같이, 발전량과 GDP의 계절조정계열을 이용하여 전력수요와 경기변동간의 관련성을 살펴보면, 동행성을 가지고 비슷한 모습으로 움직이고 있음을 알 수 있다. 또한 순환성 변화를 보더라도 상승국면이나 하강국면 모두 비슷한 경로로 움직이고 있다. 〈그림 4〉를 통해 제조업 전력판매량과 산업생산간의 계절조정계열 및 순환성 변화를 살펴봐도, 두 변수사이에는 매우 밀접한 관련성이 있음을 알 수 있다.

2) 전력수요 탄성치 = 전력수요 증가율 ÷ GDP 증가율

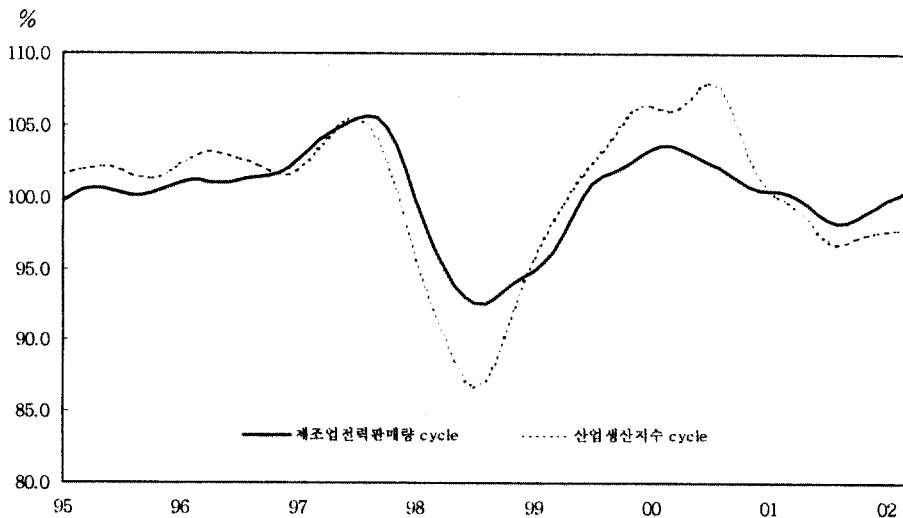
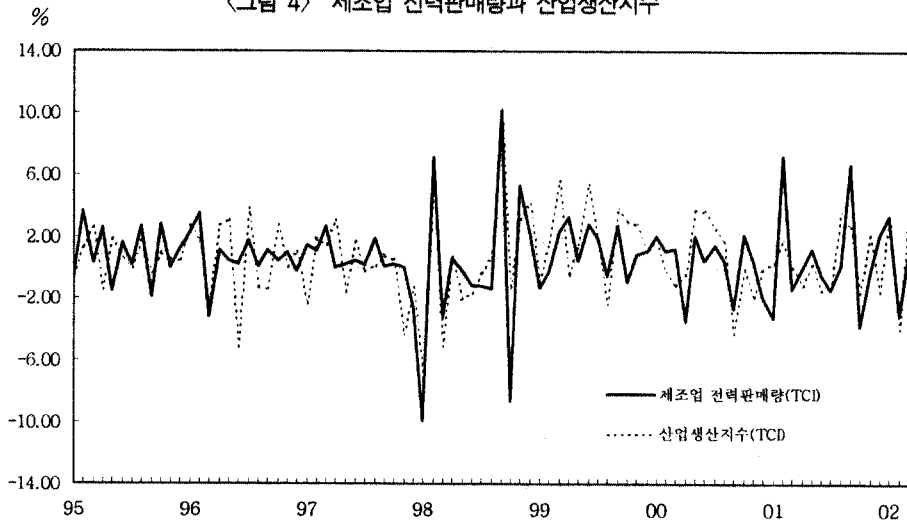
3) 하방경직성에 관해서는 “전력수요예측 및 전력공급계획 산정방식의 해설”(한국전력공사 기술연구원, 1985)의 p.61에 보다 자세히 설명되어 있다.

〈그림 3〉 발전량과 GDP



전력자료는 경제자료에 비해 조기 관측되는 선행성을 갖는다. 예를 들어 10월 10일경 단기 경제전망을 시행한다고 하면, 발전량을 이용하여 GDP를 전망하는 경우 발전량은 9월분까지 관측되어 3/4분기 실적까지 이용가능하고, GDP는 2/4분기까지 발표된 상태이므로 발전량은 GDP보다 1개 분기 실적이 먼저 관측된다. 이 경우는 앞서 서론에서 이미 언급한 선행차수 개념으로 볼 때, 선행차수 1의 경우이고

〈그림 4〉 제조업 전력판매량과 산업생산지수



발전량이 3/4분기 실적까지 이용 가능하고 GDP가 1/4분기 실적까지만 있으면 선행차수는 2가 된다. 제조업 전력판매량을 이용하여 산업생산을 전망하는 경우에도 10월 10일경 전망을 시행한다고 하면, 산업생산은 8월분 실적까지 발표되어 있고, 제조업전력판매량은 9월분까지 이용 가능하므로 1개월 우선 관측된 전력자료를 경기전망모형에 이용할 수 있고, 이러한 경우도 선행차수 1이 적용된다. 이상에서는 관련성과 선행성의 기본 의미만을 간략히 설명하였고, 모형과 실제자료를 이용한 실증적 분석 결과는 제IV절에 상세히 정리하였다.

Ⅲ. 모형(Model) 및 모형설정 검정(Model Specification Tests)

1. 모형(Model)

본 연구에서는 단위근을 갖는 시계열인 전력수요 변수와 경제변수 사이의 관계를 모형화하고 검정하기 위해서 Park and Hahn(1999)이 제안한 시간변동계수를 가지는 공적분 모형(cointegration model)을 사용한다. 구체적으로

$$y_t = \alpha + \beta_t' x_t + u_t \quad (1)$$

와 같이 모형을 설정하였는데, 여기서 설명변수 $\{x_t\}$ 는 m -차원으로 1차 적분된 시계열이고, 계수 $\{\beta_t\}$ 는 m -차원 모수로서 시간에 따라 변하는 값을 가지며, $\{u_t\}$ 는 정상시계열 오차를 나타낸다. 식 (1)로부터 $\{y_t\}$ 와 $\{x_t\}$ 는 공적분 관계를 갖게 되며, 잘 알려진 바와 같이 그들 사이의 공적분 관계는 경제학적 의미에서의 장기 균형(longrun equilibrium)을 의미한다고 볼 수 있다.

공적분으로 모형화한 정태적(static) 장기 균형과 더불어, 단기의 동태적(dynamic)인 관계를 모형하기 위해서

$$\Delta y_t = \alpha + \theta(y_{t-1} - \beta_{t-1}' x_{t-1}) + \sum_{i=1}^p \delta_i \Delta y_{t-i} + \sum_{i=1}^q \gamma_i \Delta x_{t-i} + e_t \quad (2)$$

와 같은 오차수정모형(error correction model)을 사용한다. 식 (2)는 $\{y_t\}$ 와 $\{x_t\}$ 사이의 장기균형관계뿐 아니라, 그들이 장기균형관계를 이탈했을 경우 어떻게 조정되어 가는가를 알려준다. 식 (2)에서 $\{y_{t-1} - \beta_{t-1}'x_{t-1}\}$ 항은 $t-1$ 시점에서의 불균형 오차(disequilibrium error)를 나타내며, 이는 계수 θ 를 통해 다음 기에 반영되어 보정되게 되는 것이다. 여기에서 계수 θ 를 특히 오차수정 계수(error correction coefficient)라고 한다.

본 연구에서는 전력수요와 경제변수 사이에 장기적으로 안정적인 관계가 있는 것으로 상정하여 그들을 공적분 관계로 모형화하였으나, 그들의 관계는 시간에 따라 변하는 것으로 보아 시간변동계수(time varying coefficients)를 사용하였다. 일반적으로 주어진 변수들 사이의 관계를 매우 긴 기간동안 분석하고자 할 때 이들 사이의 관계가 고정된 것으로 보기보다는 시간에 따라서 변화하는 것으로 보는 것이 타당할 것으로 생각되며, 이에 따라 본 연구에서도 전력수요와 경제변수들 간의 공적분 관계가 시간에 따라 변하는 것으로 보았다. 실제로 전력수요와 GDP 등의 경제변수와의 관계는 전력발전 기술의 진보, 경제의 성장 정도, 정부의 전력정책, 또는 소비자들의 성향 변화 등으로 인해 시간에 따라 변화하는 것으로 널리 인식되고 있다. 시간변동계수는 이와 같이 변화하는 탄력성을 잘 반영할 수 있으며, 따라서 전력수요와 경제변수간의 장기적 관계를 보다 바르게 나타내게 된다.⁴⁾

시간에 따라서 변하는 계수 β_t 는

$$\beta_t = \beta\left(\frac{t}{T}\right) \quad (3)$$

와 같이 쓸 수 있다. 여기서 T 는 표본 수를 의미하며, β 는 $[0, 1]$ 에서 정의된 부드러운 함수(smooth function)이다. Park and Hahn(1999)은 β 가 충분히 부드럽고(sufficiently smooth) 표본 수가 충분히 크다면, β 는 다항식함수와 삼각함수의 합으

4) 이에 반해서, 기존의 전력수요 변수와 경제변수 사이의 관계를 분석하는 모형에서는 식 (1)에서 시간변동계수 β_t 대신에 모든 시간에 대해서 일정한 값을 갖는 고정 계수(fixed coefficients) β 를 사용한다. 이러한 모형에서는 대상 기간동안 탄력성이 고정되어 있다는 가정을 하고 전력수요 변수와 경제변수의 관계를 분석하게 되므로 탄력성이 변하는 것을 반영할 수 없으며, 따라서 올바른 장기균형 관계를 도출할 수 없다.

로 잘 근사될 수 있음을 보였다. 구체적으로

$$\beta_k = \sum_{i=1}^k \theta_{ki} \phi_i = (f_k' \otimes I_m) \theta_k \quad (4)$$

라고 쓸 수 있다. $\theta_k = (\theta_{k1}', \dots, \theta_{kk}')' \in R^k$, $f_k = (\phi_1, \dots, \phi_k)'$ 라 할 수 있으며, $(\phi_i)_{i=1, \dots, k}$ 는 $[0, 1]$ 에서 정의된 다항식함수와 삼각함수가 결합된 함수이다. 본 연구에서 ϕ_i 는 다항식함수로는 상수함수와 1차 다항식함수를, 삼각함수로는 적절한 q 를 선택하여 $(\cos \lambda_i r, \sin \lambda_i r)_{i=1, \dots, q}$, $\lambda_i = 2\pi i$ 를 사용하였다.

따라서 식 (1)은 다음과 같이

$$y_t = \alpha + x_{kt}' \theta_k + u_{kt} \quad (5)$$

쓸 수 있으며 여기서 $x_{kt} = f_k(\frac{t}{T}) \otimes x_t$ 가 된다.

k 가 충분히 크고 $r_i = \frac{i}{T} (i=1, \dots, T)$ 라고 하면 모수 β_k 는

$$\Pi(\beta_k) = (\beta_k(r_1), \dots, \beta_k(r_d))' \quad (6)$$

로 근사된다.

식 (5)에 주어진 공적분관계는 정준 공적분 회귀모형(canonical cointegrating regression)으로 추정할 수 있다. Park(1992)은 변환된 모델로 OLS estimator를 사용하여 효율적으로 공적분 관계를 추정할 수 있음을 보였다. 모형 (5)의 정준 공적분 회귀모형으로 추정된 θ_k 를 $\hat{\theta}_{Tk}$ 라고 하면 β 와 $\Pi(\beta_k)$ 는 다음과 같이

$$\hat{\beta}_{Tk}^* = \sum_{i=1}^k \hat{\theta}_{Tki}^* \phi_i \quad (7)$$

$$\Pi(\hat{\beta}_{T_k}^*) = (\hat{\beta}_{T_k}^*(r_1), \dots, \hat{\beta}_{T_k}^*(r_d))' \quad (8)$$

로 추정된다.

Park and Hahn(1999)는 $\Pi(\hat{\beta}_{T_k}^*)$ 의 점근분포도 유도하였으며, 이는

$$\hat{\omega}_{T_k}^{*-1} M_{T_k}^{*-1/2} (\Pi(\hat{\beta}_{T_k}^*) - \Pi(\beta)) \rightarrow_d N(0, I_d) \quad (9)$$

로 요약할 수 있다. 여기에서 $\hat{\omega}_{T_k}^*$ 는 정준 공적분 회귀모형 오차의 장기 분산을 나타내고 $M_{T_k}^{*-1/2}$ 는 변환된 설명변수를 이용하여 $M_{T_k}^{*-1/2} = T_k(X_{T_k}^* X_{T_k}^*)^{-1} T_k'$ 로 표시할 수 있는데, $F_k = (f_k(r_1), \dots, f_k(r_d))'$ 라고 정의하면 $T_k = F_k \otimes I_m$ 로 주어진다.

2. 모형설정 검정(Model Specification Tests)

본 연구에서 사용하고 있는 공적분 모형은 각 변수들이 단위근을 갖는다는 전제 하에서만 의미를 갖게 되므로, 개별 시계열들에 대한 단위근 검정이 필요하게 된다. 또한 이들 단위근 시계열들 간에 시간변동계수를 가지는 공적분이 존재하는가에 대한 검정이 요구되는데, 본 연구에서는 Park and Hahn(1999)을 따라 이에 대한 검정을 두 단계로 나누어 시행하였다. 첫 번째로 시간변동계수를 갖는 공적분 모형을 고정계수를 갖는 공적분 모형과 비교하여 그 상대적인 적합성을 검증하였는데, 이는 공적분이 있다는 가정 하에 계수가 시간에 따라 변하는가를 검정하는 것이 된다. 두 번째로는 시간변동계수를 갖는 공적분 모형을 공적분이 없는 가성회귀(spurious regression)와 비교하여, 시간에 따라 계수가 변화한다고 할 경우 공적분이 존재할 것인가를 검정한다. Park and Hahn(1999)에서 보인 바와 같이 이와 같은 이단계 모형 설정 검정을 통해 시간변동계수를 가지는 공적분 모형의 적합도를 검정할 수 있다.

개별 시계열에 대한 단위근 검정을 하기 위해서, 본 연구에서는 Phillips(1987) 검정법과 Augmented Dickey-Fuller(1981) 검정법을 이용하였다. <표 2>는 이들

〈표 2〉 단위근 검정결과

	ADF	Phillips
산업 생산 지수(월별)	-1.997	-10.945
제조업 전력 판매량(월별)	-0.671	-9.907
임계치(5%)	-3.415	-21.647
	ADF	Phillips
국내 총생산(분기별)	-1.190	-3.275
발전량(분기별)	-0.942	-19.781
임계치(5%)	-3.461	-20.837

검정법에 대한 각각의 결과를 나타내고 있는데, 네 가지의 시계열 모두에서 단위근을 갖는다는 귀무가설을 기각하지 못하는 것으로 나타났다. 〈표 2〉에 나타낸 Dickey-Fuller 검정결과는 1차 자기회귀 모형에 추가적으로 4개의 차분된 시차변수를 포함한 식으로부터 계산된 것이다. 검정모형에서 차분된 시차변수의 개수를 다르게 설정하여도 모든 시계열들이 단위근을 갖는다는 결과는 변함없었다. Phillips 검정 결과는 오차항의 장기분산을 Parzen 윈도우로 추정하여 계산된 것인데, 이 때 사용한 시차 절단수(lag truncation number)는 Andrews(1991)가 제안한 방법인 자료로부터 자동으로 선택된 값을 이용하였다.

고정계수를 갖는 공적분 모형식이 부적절하다는 것을 보이기 위해 Park and Hahn(1999)은 공적분 관계가 있다고 가정한 뒤에 그 계수가 고정되었는지 여부를 검정하였다. 다시 말해서, 고정계수를 갖는 공적분모형 검정은 다음과 같은

$$y_t = \alpha + \beta x_t + u_t \quad (10)$$

모형식을 귀무가설로 하고 (1)의 식을 대립가설로 하는 검정법이다. 이 때 검정 통계량은

$$\tau = \frac{RSS_{FC} - RSS_{FC}^S}{\hat{\omega}_{nk}^2} \quad (11)$$

〈표 3〉 고정계수를 갖는 공적분모형 검정결과⁵⁾

	GDP from PG	IPI from IPS
τ	49.07	130.31
5% 임계값	9.49	9.49
1% 임계값	13.28	13.28

로 주어지며, 여기서 RSS_{FC} 와 RSS_{FC}^s 는 각각 고정계수를 갖는 회귀모형의 잔차 제곱합과 $1, t, t^2, \dots, t^{s-1}$ 등의 여분의 시간추세 설명변수가 추가된 회귀모형의 잔차 제곱을 뜻한다. 설명변수에 내생성이 있으므로, 정준 공적분 회귀모형으로 추정 한 잔차를 이용하였다.⁶⁾ Park and Hahn(1999)은 귀무가설하에서 τ 의 극한분포가 χ_s^2 를 따르고 대립가설하에서는 발산한다는 것을 보였다.

고정계수를 갖는 공적분 모형을 검정하기 위해서 본 연구에서는 회귀모형 식 (10)에 t, t^2, \dots, t^4 등의 여분의 시간추세 설명변수를 추가했다. 따라서 검정통계량 τ 의 극한분포는 χ_4^2 를 따른다. 검정 결과는 〈표 3〉과 같다. 두 검정 결과에서 모두 고정계수를 갖는 공적분 모형이다라는 귀무가설을 기각하였다.

또한 Park and Hahn(1999)은 여분의(superfluous) 시간추세다항식을 사용하여 시간변동계수를 갖는 공적분 모형을 따른다는 가설을 비정상적인 오차를 갖는 가성 회귀모형을 대립가설로 삼아서 검정하였다. 대립가설하에서 모형은

$$y_t = \alpha + \beta x_t + e_t, \quad e_t = \sum_{i=1}^t u_i \quad (12)$$

가 된다.

이 때, 검정 통계량은

$$\tau = \frac{RSS_{TVC} - RSS_{TVC}^s}{\hat{\omega}_{nk}^2} \quad (13)$$

5) GDP from PG는 발전량(PG)과 국내총생산(GDP) 간의 공적분관계를 의미하고, IPI from IPS는 제조업 전력판매량(IPS)과 산업생산지수(IPI) 간의 공적분 관계를 의미한다.

6) 이에 대한 자세한 내용은 Park and Hahn(1999)을 참조할 것.

〈표 4〉 시간변동계수를 갖는 공적분모형 검정결과

	GDP from PG	IPI from IPS
τ	3.15	5.91
5% 임계값	9.49	9.49
1% 임계값	13.28	13.28

으로 주어지며, 여기서 RSS_{TVC} 와 RSS_{TVC}^s 는 각각 (1)과 같은 풀의 회귀모형의 잔차 제곱합과 $1, t, t^2, \dots, t^{s-1}$ 등의 여분의 시간추세설명변수가 추가된 회귀모형의 잔차 제곱을 뜻한다. 설명변수에 내생성이 있으므로, 정준 공적분 회귀모형으로 추정한 잔차를 이용하였다. Park and Hahn(1999)은 귀무가설하에서 τ 의 극한분포가 χ_s^2 를 따르고 대립가설하에서는 발산한다는 것을 보였다.

시간변동계수(time varying coefficients)를 갖는 공적분 모형을 검정하기 위해서 본 연구에서는 회귀모형 식 (1)에 t, t^2, \dots, t^4 등의 여분의 시간추세설명변수를 추가하였다. 따라서 검정통계량 τ 의 극한분포는 χ_4^2 를 따른다. 검정 결과는 〈표 4〉와 같다. 두 검정 결과에서 모두 시간변동계수를 갖는 공적분 관계를 기각하지 못하는 것으로 나타났다.

IV. 실증적 분석결과(Empirical Results)

1. 모형추정 결과

발전량을 이용하여 GDP를 전망하기 위해서 식 (1)의 시간변동계수를 갖는 공적분 모형으로 정태적 장기균형관계를 설정하였다. 여기에서는 발전량을 설명변수로, GDP를 피설명변수로 설정하였으며 이들 모두 로그를 취한 뒤 추정하였다. 이에 대한 추정결과는 〈표 5〉에 제시되어 있다.

발전량에 대한 계수는 시간변동계수로서 다항식항은 1차, 삼각함수항은 주기가 n 인 한 쌍을 고려한 Fourier Flexible Form을 이용해 추정하였다. 구체적으로 표

본수를 n 이라 하면, $t(1 \leq t \leq n)$ 시점에서 추정된 시간변동계수는

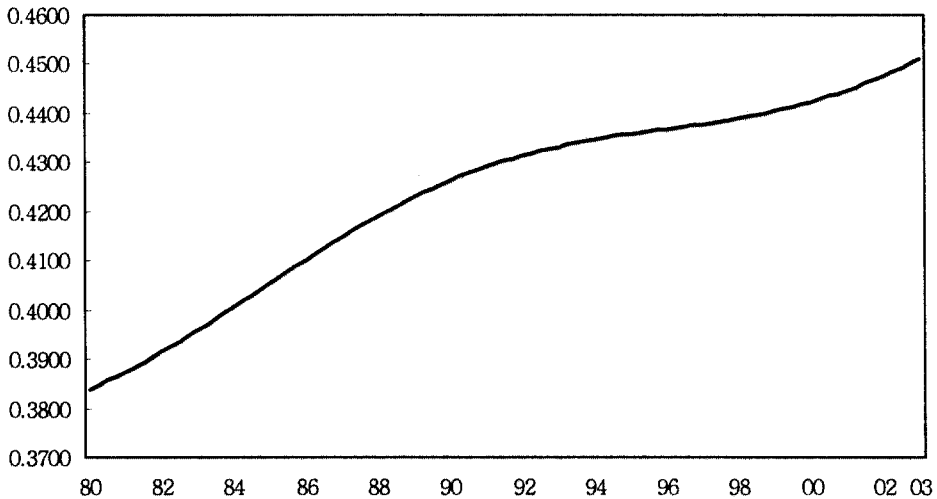
$$0.390 - 0.064\left(\frac{t}{n}\right) - 0.007 \cos\left(2\pi\frac{t}{n}\right) + 0.009 \sin\left(2\pi\frac{t}{n}\right) \quad (14)$$

로 나타내어지며, 시간변동계수 변화추이는 <그림 5>에 제시되어 있다. <그림 5>에서는 GDP에 대한 발전량 탄력성이 1990년대 초반까지는 급격히 증가하다가, 중반부터는 다소 둔화하는 추세를 나타내고 있으며, 2002년 이후부터는 탄력성이 다시 증가하는 모습인 것을 알 수 있다.

<표 5> 공적분모형 추정결과(GDP 전망)

	α	β_t
추정계수 (t-value)	6.747 (6.074)	Time Varying Coefficient

<그림 5> 시간변동계수 β_t



〈표 6〉 오차수정모형 추정결과(GDP 전망)

	θ	γ_1	γ_2	γ_3	γ_4
추정계수	-0.548	0.363	0.309	0.205	0.082
(t-value)	(-5.736)	(3.619)	(3.397)	(2.819)	(1.246)

	δ_1	δ_2	δ_3	δ_4
추정계수	-0.038	0.051	-0.002	-0.020
(t-value)	(-0.731)	(0.980)	(-0.048)	(-0.555)

〈표 7〉 공적분모형 추정결과(산업생산 전망)

	α	β_t
추정계수	-14.813	Time Varying Coefficient
(t-value)	(-6.64)	

공적분으로 모형화한 장기균형과 더불어, 단기의 동태적 관계(shortrun dynamics)를 모형화하기 위해서 식 (2)로 주어진 오차수정모형을 사용하였다. 본 모형에서는 GDP의 차분 $\{\Delta y_t\}$ 이 장기균형관계에서 벗어난 불균형오차 수정항 $\{y_{t-1} - \beta_{t-1}x_{t-1}\}$ 과 GDP와 발전량의 차분 시차변수 $\{\Delta y_t, \Delta x_t\}$ 로 결정되는데, 차분변수의 자기회귀차수를 4차(4개 분기)까지 포함시켰으며 불균형오차 수정항은 바로 전기만을 사용하고 있다. 보통의 고정계수 모형에서는 오로지 하나의 불균형오차 수정항만이 허용되지만, 본 논문에서 사용하고 있는 시간변동계수 모형에서는 시점이 다른 여러 개의 불균형오차 수정항을 포함시킬 수 있다. 이에 따른 추정결과는 〈표 6〉에 제시되어 있다.

제조업 전력판매량을 이용하여 산업생산을 예측하는 경우에도, 식 (1)의 시간변동계수를 갖는 공적분 모형으로 정태적 장기 균형관계를 설정하였는데, 여기에서 제조업 전력판매량을 설명변수로, 산업생산지수를 종속변수로 하였으며 모두 로그를 취한 뒤 추정하였다. 이에 대한 추정결과는 〈표 7〉에 제시되어 있다.

제조업 전력판매량에 대한 계수는 시간변동계수로서 다항식항은 1차, 삼각함수항은 주기가 n 인 한 쌍을 고려한 Fourier Flexible Form을 이용해 추정하였다. 구체적으로 표본수를 n 이라 하면, $t(1 \leq t \leq n)$ 시점에서 추정된 시간변동계수는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$1.237 - 0.011\left(\frac{t}{n}\right) - 0.001 \cos\left(2\pi\frac{t}{n}\right) + 0.010 \sin\left(2\pi\frac{t}{n}\right) \quad (15)$$

산업생산을 예측하는 경우에도 단기 동태적 관계는 식 (2)에서 주어진 오차수정 모형을 사용하였다. 본 모형에서는 산업생산지수의 차분 $\{\Delta y_t\}$ 이 장기균형관계에서 벗어난 불균형오차 수정항 $\{y_{t-1} - \beta_{t-1}x_{t-1}\}$ 과 산업생산지수와 제조업 전력판매량의 차분 시차변수 $\{\Delta y_t, \Delta x_t\}$ 로 결정되고 있고, 차분변수의 자기회귀차수를 12차(12개월)까지로 하였으며 불균형오차 수정항은 바로 전기만을 사용하고 있다. 이에 따른 추정결과는 <표 8>에 정리되어 있다.

<표 8> 오차수정모형 추정결과(산업생산 전망)

	θ	γ_1	γ_2	γ_3	γ_4	γ_5	γ_6
추정계수	-0.228	-0.323	-0.074	0.049	0.108	0.033	0.093
(t-value)	(-4.085)	(-4.451)	(-1.001)	(0.666)	(1.499)	(0.463)	(1.299)
	γ_7	γ_8	γ_9	γ_{10}	γ_{11}	γ_{12}	
추정계수	0.173	0.078	0.244	0.111	-0.026	-0.015	
(t-value)	(2.444)	(1.096)	(3.461)	(1.560)	(-0.397)	(-0.306)	
	δ_1	δ_2	δ_3	δ_4	δ_5	δ_6	
추정계수	0.539	0.289	0.059	0.045	0.073	-0.017	
(t-value)	(6.358)	(3.055)	(0.609)	(0.478)	(0.783)	(-0.192)	
	δ_7	δ_8	δ_9	δ_{10}	δ_{11}	δ_{12}	
추정계수	0.015	-0.015	-0.148	-0.173	-0.075	-0.021	
(t-value)	(0.162)	(-0.160)	(-1.642)	(-1.907)	(-0.852)	(-0.285)	

2. 관련성(relevancy) 및 선행성(precedency) 검정

본 연구에서는 관련성 및 선행성을 검증하기 위해서 두 가지 방법을 사용하였는데, 첫째는 그랜저 인과관계 검정(Granger causality test) 방법이고, 둘째는 예측 모의실험(out-of-sample forecast)을 하여 오차율을 비교하는 방법이다. 먼저 그랜저 인과관계 검정을 통해 관련성 및 선행성을 검정하였다. 그랜저가 서로 다른 시계열들 사이의 인과관계를 규명하는 방법으로 제시한 그랜저 인과관계 검정(1969)은 VAR모형을 이용하여 검정한다. 그랜저(1988)는 단위근 시계열들이 서로 공적분되어 있으면 적어도 한 방향의 그랜저 인과관계가 있음을 밝혔으며 Bahmani-Oskooee(1993)은 시계열 변수가 단위근을 가지고 있고, 이들 사이에 공적분 관계에 있을 경우에 VAR를 이용하여 인과관계를 추론하는 것이 유효하지 않을 수 있음을 보였다. 이에 본 연구에서는 모형 (2)와 같은 오차수정모형을 사용하여 검정하였다. 그랜저 인과 검정을 하기 위해서 $\{x_t\}$ 를 발전량, 제조업 전력판매량 등의 전력수요 자료, $\{y_t\}$ 를 산업생산지수, GDP 등의 경제변수라고 하면 전력수요(발전량, 제조업 전력판매량)가 경제변수(GDP, 산업생산지수)를 그랜저 인과하지 않는다는 귀무가설은 식 (2)에서 $H_0: \theta=0$ 과 $\gamma_i=0$ 을 검정하는 것이다.

〈표 9〉는 각각의 전력수요 변수가 경제변수를 그랜저 인과하는지에 대한 결과이다. 본 연구의 목적이 전력자료를 이용한 경제 전망이 의미가 있는지를 보는 것이기 때문에 경제변수가 전력변수를 그랜저 인과하는지에 대한 검정은 생략하였다. 전력자료가 경제자료에 비해서 먼저 발표되는 선행성을 이용한 경제 전망이 의미가 있는지를 보기 위해서, 선행 차수(precedency order)를 0에서 2까지 늘려가며 각각 검정하였다. 모든 경우에서 전력변수가 경제변수를 그랜저 인과하지 않는다는 귀무가설을 기각하고 있으므로 전력자료를 이용한 경제 전망이 의미가 있다고 볼 수 있다. 또한 선행 차수가 1이상인 경우 검정 통계량이 상대적으로 매우 커지는 것으로 미루어 볼 때, 전력자료 취득의 선행성이 경제 전망을 하는 데에 도움이 된다고 볼 수 있다.

다음으로는 모의실험(simulation)을 통해 표본의 예측을 비교하여 관련성 및 선행성을 검증하였다. 여기에서는 계절성이 제거된 계절조정계열(TCI) 자료를 이용하고 로그를 취한 뒤 예측하였다. 관련성(relevancy) 검증은 설명변수로 전력변수가

포함된 시간변동계수를 갖는 공적분 및 오차수정모형과 경제변수만을 이용하여 향후를 전망하는 AR모형간의 예측 오차율 비교를 통해서 전력변수가 포함된 모형의 오차율이 작다는 것을 검증함으로써, 경제변수와 전력변수간에 관련성이 밀접하고 모형 예측력도 우수함을 확인할 수 있다. 발전량을 이용하여 GDP를 전망하는 경우의 관련성 검증결과는 <표 10>에 정리되어 있는데, 금번 모형(CR & ECM with TVC)의 예측오차율이 1~3개 분기 평균 모두 0.4%p 수준에 불과한데 반해, AR모형을 사용하여 GDP를 전망하는 경우는 1.0~1.6%p 수준으로 오차율이 2배 이상 크게 차이가 나는 것을 알 수 있다.

<표 9> 그랜저 인과관계 검증

변수명	precedency order	귀무가설: 전력수요 ↔ 경제변수	
		F 검정 통계량	p-value
발전량-GDP	0	7.18	2.33
제조업전력판매량-산업생산지수	0	2.50	1.75
발전량-GDP	1	16.45	2.33
제조업전력판매량-산업생산지수	1	20.33	1.75
발전량-GDP	2	14.95	2.33
제조업전력판매량-산업생산지수	2	20.61	1.75

<표 10> 발전량과 GDP의 관련성 검증

(단위 : %p)

	오차율		
	1분기 평균	2분기 평균	3분기 평균
AR모형	1.578	1.003	1.208
CR & ECM with TVC	0.426	0.435	0.412

주: 부표 1번 항목

<표 11> 제조업 전력판매량과 산업생산의 관련성 검증

(단위 : %p)

	오차율		
	3개월 평균	6개월 평균	9개월 평균
AR모형	2.878	3.266	3.497
CR & ECM with TVC	2.236	2.199	2.736

주: 부표 3번 항목

산업생산을 전망하는 경우에도, 전력변수(제조업 전력판매량)가 포함된 예측모형의 오차율이 작다. <표 11>을 참고하면, 시간변동계수를 갖는 공적분 및 오차수정모형으로 예측한 경우에는 2.2~2.7%p의 오차율을 보인 반면 AR모형의 오차율은 2.9~3.5%p가 되었다. 따라서 시간변동계수를 갖는 공적분 및 오차수정모형의 오차율이 AR모형의 오차율에 비해 0.7~0.8%p 정도 더 낮게 나타났다. 이로써 산업생산과 제조업 전력판매량 간에는 밀접한 관련성이 있음을 알 수 있었다.

선행성(precedency)을 검증하기 위해서는 앞서 언급한 선행차수(precedency order) 개념을 이용하여 예측 모의실험(out-of-sample forecast)을 통한 오차율을 비교하였다. 발전량을 이용하여 GDP를 전망하는 경우에는 개략적으로 발전량 자료가 GDP 자료에 비해 약 1개 분기 정도 선행하여 조기 관측된다고 할 수 있다. 예측 모의실험 결과가 <표 12>에 정리되어 있는데, 선행차수가 1인 경우에 예측오차율이 0.3%p 수준으로 다른 선행차수에 비해 오차율이 두드러지게 작게 관측되었다.

제조업 전력판매량을 이용하여 산업생산을 전망하는 경우에도 제조업 전력판매량 자료가 산업생산지수 자료보다 1개월 선행하여 조기 관측가능하다. 이 경우에도

<표 12> 발전량의 GDP에 대한 선행성 검증

(단위: %p)

구분	선행차수=0	선행차수=1	선행차수=2	선행차수=3
1분기 평균 오차율	0.426	0.319	0.590	0.553
2분기 평균 오차율	0.435	0.393	0.383	0.560

주: 부표 2번 항목

<표 13> 제조업 전력판매량의 산업생산에 대한 선행성 검증

(단위: %p)

구분	선행차수=0	선행차수=1	선행차수=2	선행차수=3
3개월 평균 오차율	2.236	1.730	2.035	1.945
6개월 평균 오차율	2.199	1.880	1.873	1.863

주: 부표 4번 항목

마찬가지로 시간변동계수를 갖는 공적분 및 오차수정모형을 사용하여 예측 모의실험을 해 본 결과, <표 13>에 제시되어 있듯이, 다른 선행차수보다 선행차수가 1일 때에 오차율이 두드러지게 작게 나타났다.

다음은 최근 경제변수 실적과 예측모형 모의실험 결과를 비교하여 모형의 예측 정확도를 살펴보았다. 그 결과는 <표 14> 및 <표 15>에 나타나 있다. 이전의 분석에서 이용된 자료는 계절조정계열(TCI)인 반면에, 여기에서는 이용된 증가율 및 오차율들을 실적계열(TCSI)로부터 구해 사용하였다. 실제의 경기전망에 있어서 전력 실적계열을 사용하는 것이 더 적절하고 또한 편리하다고 생각되기 때문이다. 전력 자료는 2001년 7월, GDP는 2001년 1/4분기, 산업생산지수는 2001년 6월까지의

<표 14> 발전량을 이용한 GDP 전망

(단위 : %)

	실 적	CR & ECM with TVC	AR(4)	OLS
2001. 3/4	1.9	2.0(0.1)	1.1(0.8)	1.8(0.1)
4/4	3.7	3.6(0.1)	2.5(1.2)	-4.1(7.8)
2002. 1/4	5.8	5.3(0.5)	2.6(3.2)	9.7(3.9)
2/4	6.3	6.4(0.1)	2.8(3.5)	0.2(6.1)
오차율 평 균		(0.2)	(2.2)	(4.5)

주: () 내 수치는 실적 증가율 대비 오차율의 절대값 %p

<표 15> 제조업 전력판매량을 이용한 산업생산 전망

(단위 : %)

	실 적	CR & ECM with TVC	AR(4)	OLS
2001. 3/4	-1.8	-4.6(2.8)	-4.0(2.2)	-5.5(3.7)
4/4	2.3	0.5(1.8)	1.1(1.2)	-6.0(8.3)
2002. 1/4	3.9	1.8(2.1)	2.3(1.6)	-0.9(4.8)
2/4	6.8	6.8(0.0)	4.1(2.7)	1.4(5.4)
오차율 평 균		(1.7)	(1.9)	(5.6)

주: () 내 수치는 실적증가율 대비 오차율 절대값 %p

실적자료가 존재한다고 가정하였고, 2001년 3/4분기부터 2002년 2/4분기까지의 4개 분기를 대상으로 표본의 예측 모의실험을 수행하였다. 발전량을 이용하여 GDP를 전망한 경우에는 <표 14>에 나타난 바와 같이 모형별로 오차율이 다르게 나타나는데, 특히 본 연구에서 사용하고 있는 시간변동계수를 갖는 공적분 및 오차수정모형이 4개 분기 평균 0.2%p 오차율을 보여 다른 모형에 비해 두드러지게 정확도가 높은 것으로 관측되었다.

제조업 전력판매량을 이용하여 산업생산을 전망하는 경우의 예측결과는 <표 15>에 제시되어 있는데, 본 연구에서 사용하고 있는 시간변동계수를 갖는 공적분 및 오차수정모형의 오차율이 1.7%p 수준으로 다른 모형에 비해 오차율이 가장 작음을 확인할 수 있다. 따라서 제조업 전력판매량이라는 전력자료를 이용하여 산업생산을 전망하는 것은 예측력 개선에 상당히 도움이 된다는 것을 알 수 있다.

V. 요약 및 결론

전력자료는 경제자료에 비해 조기 관측되는 선행성이 있고, 전력수요는 경기변동과 밀접하게 같이 움직이는 관련성이 있다. 본 논문에서는 이러한 전력수요 및 전력자료의 두 가지 특징을 엄격한 통계적 방법을 통해 검정하고, 이를 단기 경제전망에 이용하는 방법을 모색하였다. 이를 위해 공적분 및 오차수정모형을 이용하였는데, 특히 장기균형관계가 시간에 따라 변화하는 것으로 보아 시간변동계수를 사용하였다. 전력변수와 경제변수간에는 장기적으로 안정적인 관계가 있는 것으로 보이나 그 관계가 일정하게 주어지지 않고 시간에 따라 변화하는 것으로 보아야 함이 타당하다고 생각되었기 때문이다. 이러한 시간변동계수를 가지는 공적분 및 오차수정모형에 관한 검정 결과, 전력변수와 경제변수간에 공적분관계가 있는 것으로 나타났다.

관련성 및 선행성을 검증하기 위해서는 그랜저 인과관계 검정과 표본의 예측 모의실험의 두 가지 방법을 경제변수들과 선행된 전력자료에 적용해 보았다. 실제 자료를 이용한 실증분석 결과, 발전량을 이용한 GDP 전망과 제조업 전력판매량을 이용한 산업생산 전망의 두 가지 분야에서 모두 밀접한 관련성을 확인할 수 있었다. 전력변수들이 경제변수들을 그랜저 인과하는 것으로 나타났으며, 경제변수들의 예

측시 전력변수들을 포함시킴으로써 예측오차를 현저히 줄일 수 있었다. 또한, 선행성 검증으로부터 전력자료들이 선행성을 가지고 있음을 검증할 수 있었다. 발전량을 이용하여 GDP를 전망할 때 발전량이 GDP에 비해 약 1분기 선행하는 특징이 있는 것으로 나타났으며, 제조업 전력판매량을 이용한 산업생산 전망 시에는 전력자료가 경제자료에 비해 1개월 정도 선행되는 것으로 드러났다. 실제로 선행된 전력자료를 이용하여 경제변수에 대한 표본외 예측에 대한 모의실험을 해 본 결과 그 예측력이 크게 개선되었으며 상대적으로 매우 높은 정확도를 갖게 되었음을 확인할 수 있었다.

■ 참고문헌

1. 나인강, "산업용 전력수요를 이용한 경기동행지수 개발 연구," 에너지경제연구원, 1999.
2. 이금희, "외환위기하의 경제예측: 기업경기실사지수를 이용한 GDP 단기예측," Proceedings of the Spring Conference, Korean Statistical Society, 1999.
3. Andrews, D. W. K., "Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix Estimation," *Econometrica*, Vol. 59, 1991, pp. 817~858.
4. Bahmani-Oskooee and Alse, "Export Growth and Economic Growth: An Application of Cointegration and Error-correction Modeling," *Journal of Developing Areas*, Vol. 27, 1993, pp. 535~542.
5. Dickey, D. A. and W. A. Fuller, "Likelihood Ratio Statistics for Autoregressive Time Series with a Unit Root," *Econometrica*, Vol. 49, 1981, pp. 1057~1072.
6. Granger, C., "Investing Causal Relations by Econometric Models Cross-spectral Methods," *Econometrica*, Vol. 37, 1969, pp. 111~120.
7. ———, "Some Recent Developments in a Concept of Causality," *Journal of Econometrics*, Vol. 39, 1988, pp. 199~211.
8. Park, J. Y., "Testing for Unit Roots and Cointegration by Variable Addition," G. F. Rhodes and T. B. Formby, eds., *Advances in Econometrics*, Greenwich: JAI Press, 1990, pp. 107~133.
9. Park, J. Y., "Canonical Cointegrating Regressions," *Econometrica*, Vol. 60, 1992, pp. 119~143.
10. Park, J. Y. and S. B. Hahn, "Cointegrating Regressions with Time Varying Coefficients," *Econometric Theory*, Vol. 15, 1999, pp. 664~703.
11. Phillips, P. C. B., "Time Series Regression with a Unit Root," *Econometrica*, Vol. 55, 1987, pp. 277~301.

〈부 표〉

— 관련성(relevancy) 및 선행성(precedency) 검정 결과

1. 발전량과 GDP의 관련성 검정

(단위: %p)

	발전량을 이용한 GDP 전망	AR(4) 모형을 이용한 GDP 전망
1999년 4/4	0.384	2.005
2000년 1/4	0.590	3.302
2000년 2/4	0.252	2.688
2000년 3/4	0.912	2.338
2000년 4/4	1.471	0.514
2001년 1/4	0.021	1.139
2001년 2/4	0.105	0.477
2001년 3/4	0.229	0.385
2001년 4/4	0.125	0.849
2002년 1/4	0.051	1.895
2002년 2/4	0.542	1.989
1분기 평균	0.426	1.598
1999년 4/4~2000년1/4	0.423	1.659
2000년 2/4~2000년3/4	0.594	1.628
2000년 4/4~2001년1/4	0.803	0.596
2001년 2/4~2001년3/4	0.184	0.187
2001년 4/4~2002년1/4	0.189	0.947
2002년 1/4~2002년2/4	0.416	0.999
2분기 평균	0.435	1.003
2000년 1/4~2000년3/4	0.507	2.017
2000년 4/4~2001년2/4	0.615	0.746
2001년 3/4~2002년1/4	0.144	0.943
2001년 4/4~2002년2/4	0.383	1.127
3분기 평균	0.412	1.208

2. 발전량의 GDP에 대한 선행성 검정

(단위: %p)

	발전량을 이용한 GDP 전망			
	선행차수 0	선행차수 1	선행차수 2	선행차수 3
1999년 4/4	0.384	0.698	0.721	0.474
2000년 1/4	0.590	0.302	0.599	0.796
2000년 2/4	0.252	0.201	0.340	0.394
2000년 3/4	0.912	0.704	1.267	1.017
2000년 4/4	1.471	0.391	1.369	1.309
2001년 1/4	0.021	0.290	0.175	0.033
2001년 2/4	0.105	0.187	0.200	0.070
2001년 3/4	0.229	0.149	0.323	0.329
2001년 4/4	0.125	0.246	0.316	-
2002년 1/4	0.051	0.025	-	-
2002년 2/4	0.542	-	-	-
1분기 평균	0.426	0.319	0.590	0.553
1999년 4/4~2000년 1/4	0.423	0.408	0.396	0.531
2000년 2/4~2000년 3/4	0.594	0.796	0.629	0.724
2000년 4/4~2001년 1/4	0.803	0.474	0.405	0.716
2001년 2/4~2001년 3/4	0.184	0.145	0.103	0.268
2001년 4/4~2002년 1/4	0.189	0.141	-	-
2002년 1/4~2002년 2/4	0.416	-	-	-
2분기 평균	0.435	0.393	0.383	0.560

3. 제조업 전력판매량과 산업생산의 관련성 검정

(단위: %p)

	제조업 전력판매량을 이용한 산업생산 전망	AR(12) 모형을 이용한 산업생산 전망
1999년 10월-12월	2.476	4.247
2000년 1월-3월	1.277	1.113
2000년 4월-6월	2.824	2.664
2000년 7월-9월	3.172	4.432
2000년 10월-12월	1.046	4.619
2001년 1월-3월	2.712	3.017
2001년 4월-6월	1.334	2.834
2001년 7월-9월	2.566	4.024
2001년 10월-12월	2.657	1.166
2002년 1월-3월	2.120	1.750
2002년 4월-6월	2.407	1.791
3개월 평균	2.236	2.878
1999년 10월-2000년 3월	1.848	4.324
2000년 4월-9월	2.942	3.955
2000년 10월-2001년 3월	1.575	5.234
2001년 4월-9월	1.735	2.852
2001년 10월-2002년 3월	2.837	1.749
2002년 1월-6월	2.255	1.482
6개월 평균	2.199	3.266
2000년 1월-9월	2.736	3.078
2000년 10월-2001년 6월	1.629	6.502
2001년 7월-2002년 3월	3.869	2.793
2001년 10월-2002년 6월	2.710	1.616
9개월 평균	2.736	3.497

4. 제조업 전력판매량의 산업생산에 대한 선행성 검정

(단위 : %p)

	제조업 전력판매량을 이용한 산업생산 전망			
	선행차수 0	선행차수 1	선행차수 2	선행차수 3
1999년 10월~12월	2.476	1.425	1.676	2.171
2000년 1월~3월	1.277	2.501	2.408	3.783
2000년 4월~6월	2.824	2.943	2.831	0.625
2000년 7월~9월	3.172	1.086	1.491	1.179
2000년 10월~12월	1.046	0.924	0.822	1.021
2001년 1월~3월	2.711	0.638	1.773	1.896
2001년 4월~6월	1.334	2.624	2.339	2.643
2001년 7월~9월	2.566	2.182	2.642	2.239
2001년 10월~12월	2.657	2.507	2.336	-
2002년 1월~3월	2.120	0.468	-	-
2002년 4월~6월	2.407	-	-	-
3개월 평균	2.236	1.730	2.035	1.945
1999년 10월~2000년 3월	1.848	1.891	1.816	2.547
2000년 4월~9월	2.942	2.280	1.984	0.950
2000년 10월~2001년 3월	1.575	0.882	1.117	1.661
2001년 4월~9월	1.735	2.407	2.573	2.293
2001년 10월~2002년 3월	2.837	1.938	-	-
2002년 1월~2002년 6월	2.255	-	-	-
6개월 평균	2.199	1.880	1.873	1.863

The Study on Usefulness of Short-Term Economic Forecasting Using Electricity Demand

Sang Chul Rhee* · Jong In Park**

Abstract

Demand for electricity has close relevancy to economic fluctuation and moves coincidentally to it. Furthermore, the electricity data are observed earlier and have precedence over other economic data. This paper examines whether the relevancy and precedence of electricity data are useful in conducting short-term economic forecasting. We verified the relevancy of electricity data using Granger Causality and out-of-sample forecasting comparison, and evaluated their precedence by changing the precedence order to watch carefully how the relevancy responds. Through an extensive data analysis, we confirmed the relevancy and precedence between the electricity demand and economic fluctuation, which are the main point of the present paper. It is also shown that using the electricity data in forecasting the economy for a short period substantially improved the forecasting power. The cointegration and error correction model with time varying coefficients is used to examine the relationship between the electricity variables and the economic variables.

Key Words : relevancy between the electricity and the economy, precedence of electricity data, cointegration and error correction model with time varying coefficients

* Manager of Demand Forecasting Team, Korea Power Exchange

** Assistant Manager of Demand Forecasting Team, Korea Power Exchange