2요인 학습곡선 모형을 이용한 한국의 태양광 발전 그리드패리티 예측

박성준 · 이덕주[†] · 김정택

경희대학교 산업경영공학

Forecasting the Grid Parity of Solar Photovoltaic Energy Using Two Factor Learning Curve Model

Sung-Joon Park · Deok Joo Lee · Kyung-Taek Kim

Industrial and Management Systems Engineering, Kyung Hee University, Yongin, Korea

Solar PV(photovoltaic) is paid great attention to as a possible renewable energy source to overcome recent global energy crisis. However to be a viable alternative energy source compared with fossil fuel, its market competitiveness should be attained. Grid parity is one of effective measure of market competitiveness of renewable energy. In this paper, we forecast the grid parity timing of solar PV energy in Korea using two factor learning curve model. Two factors considered in the present model are production capacity and technological improvement. As a result, it is forecasted that the grid parity will be achieved in 2019 in Korea.

Keyword: grid parity, solar photovoltaic energy, two factor learning curve, learning by doing rate, learning by searching rate

1. 서 론

경제성장과 인구증가로 에너지 수요는 갈수록 증가하고 있으나, 현대사회의 주요 에너지원인 화석에너지는 매장량의 한계를 보이고 있다. 최근 이러한 에너지원 고갈 문제와 환경보전 등의 이슈와 결부되면서 신재생에너지(new and renewable energy) 개발 및 보급의 중요성이 한층 증대되고 있다.

다양한 신재생에너지 중 태양광 에너지(photovoltaics energy)는 발전 시 오염물질이 거의 배출되지 않는 청정에너지로서 가장 높은 주목을 받고 있다(Lee, 2008). 그러나 세계적으로 신재생에너지는 국가의 지원 없이는 자생적 시장창출이 곤란할 것으로 이해되고 있으며(Ministry of Knowledge Economy, 2008), 특히 한국의 태양광발전 산업은 낮은 경제성으로 인해 정부가

적극 지원해야 시장 활성화가 가능한 전형적인 정부지원 의존형 미래기술 산업으로 보고 있다(Kang, 2007).

태양광발전 산업의 활성화를 위해서는 무엇보다도 화석에너지와의 가격경쟁력이 선결되어야만 하는데, 이를 ‘태양광에너지의 그리드패리티(grid parity) 달성’이라는 개념으로 표현하고 있다. 그리드 패리티란 전기 1kW를 생산하는데 필요한 태양광 발전 비용과 화석연료를 사용하여 생산한 일반 전력비용이 같아지는 수준을 의미하며, 태양광에너지가 그리드 패리티를 달성하기 위해서는 화석에너지 발전단가가 증가하거나 태양광 발전단가가 낮아져야만 한다. 보다 능동적으로 에너지 문제를 해결하기 위해서는 태양광 발전단가를 낮추기 위한 정책적 방안을 마련하는 것이 요구된다.

이와 같은 맥락에서 시행하고 있는 정부의 신재생에너지 관

이 논문은 2009년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원을 받아 수행된 것임(2009-0076567).

[†]연락처 : 이덕주 교수, 446-701 경기도 용인시 기흥구 덕영대로 1732 경희대학교 산업경영공학과,

Fax : 031-203-4004, E-mail : ldj@khu.ac.kr

투고일(2011년 12월 09일), 심사일(1차 : 2012년 03월 26일, 2차 : 2012년 07월 30일), 게재확정일(2012년 07월 30일).

런 정책은 크게 2가지로 구분할 수 있다. 첫 번째는 수요자 중심의 보급지원 정책으로서 이는 태양광 보급에 대한 지원을 통하여 수요량을 늘리는 방법이며, 이러한 지원정책을 통한 수요량 증가는 민간투자를 유인하여 산업이 자생할 수 있는 토대를 마련하게끔 할 수 있다. 두 번째는 공급자 중심의 연구개발 지원과 같은 산업기반조성 정책으로서, 이는 정부가 관련 분야 기업들의 연구개발 활동에 대한 효과적인 지원을 행함으로서 기술개발에 성공한 기업들이 쉽게 시장에 진입할 수 있게 도와주는 정책이다. 지원방법은 다르나 두 가지 정책 모두 그리드 패리티 시점의 예측이 정책 수립 및 수행에 중요한 역할을 할 것이라는 것은 매우 자명한 사실이다. 또한 그리드 패리티는 상업적으로도 매우 큰 의미를 가질 수 있다. 따라서 보다 현실적이고 효과적인 신재생에너지 육성정책을 위해서는 그리드패리티를 체계적으로 예측할 필요가 있다.

학습곡선(learning curve)은 제품 또는 서비스의 원가하락을 확인할 수 있는 대표적인 방법론 중에 하나이다. 최근 다양한 분야에 학습곡선이 응용되면서 신재생에너지의 원가 분석에서도 학습곡선이 활발히 이용되고 있으며(Papineau, 2006; Nemet, 2005; Schaeffer *et al.*, 2004; Duke, 2002; van der Zwaan *et al.*, 2003, 2004; Park *et al.*, 2007), 에너지 관련 정책입안자들을 위한 가이드로써도 활용되고 있다(Neij, 1997, 1999; Ibenholt, 2002; Junginger *et al.*, 2005; Kamp *et al.*, 2004). 그러나 기존의 1요인 학습곡선의 경우 누적생산 또는 용량만을 고려하여 단위 비용의 감소를 나타내기 때문에 정부의 정책을 포괄적으로 반영하기 어렵다는 단점이 존재한다.

학습곡선 분야에서 최근 방법론적 진척은 2요인 모형이다(Kobos *et al.*, 2006). 2요인 학습곡선 모형은 기존의 사용에 의한 학습효과(learning-by-doing)와 함께 연구개발 활동을 통한 탐색에 의한 학습효과(learning-by-searching)를 포함하는 형태가 일반적이다. 따라서 2요인 학습곡선을 이용하는 경우 앞에서 언급한 정부의 주요 정책 중에 하나인 연구개발 투자의 효과를 고려할 수 있다는 장점이 존재한다. Jamasb(2007)은 에너지 기술의 변화를 파악하기 위해서는 1요인 학습곡선보다 2요인 학습곡선이 보다 폭넓은 통찰력을 줄 수 있음을 주장하고 있다. 그러나 이러한 장점에도 불구하고 2요인 학습곡선을 적용하기 위해서는 연구개발과 관련된 자료의 가용성과 기술지식이 확보되는 효과를 추정하기 어려운 문제 등을 해결되어야 한다는 어려움이 존재한다(Kobos *et al.*, 2006).

특히 국내에서는 학습곡선 적용에 필요한 자료의 확보가 상당히 제한적이어서 태양광 분야에 2요인 학습곡선을 적용하여 분석한 사례는 매우 드물다. 예외적으로 Chang *et al.*(2006)의 연구가 2요인 학습곡선을 이용하고 있으나 1995년부터 2005년까지 10년간의 자료를 사용하고 있어 분석기간이 짧고 최근 태양광 분야의 급성장세를 반영하지 못하고 있다. 또한, 모형의 변수로 발전단가와 발전량이 아닌 설비단가와 설비량을 이용하고 있기 때문에 엄밀한 의미에서의 그리드패리티에 대한 결과를 도출하지 못하고 있다.

본 연구의 목적은 국내 태양광의 보급지원정책과 연구개발 투자계획을 고려한 2요인 학습곡선(TFLC; two factor learning curve)을 이용하여 국내 태양광 발전의 그리드패리티를 예측하는 것이다. 이를 위하여 수요자 중심의 보급정책에 따른 누적발전량 변화와 공급자 중심의 연구개발 지원정책 계획 데이터를 기초로 2요인 학습곡선을 추정하여 국내 태양광발전의 그리드패리티 시점을 예측하고 정부의 정책에 대한 효과를 분석하고자 한다. 특히 시간지연효과와 지식확보효과를 시나리오별로 가정하여 2요인 학습곡선 모형의 LDR(learning by doing rate)과 LSR(learning by searching rate)을 추정하고, 2025년까지의 태양광 발전 단가를 실증적으로 예측한다. 또한 실증분석 과정에서 설비량 자료를 이용하고 있는 기존 논문과는 달리 그리드 패리티와 보다 직접적인 관련이 있는 발전량 자료를 이용하였다는 사실이 본 논문의 중요한 차별적 요소라고 주장할 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 본 연구의 분석 대상인 우리나라 태양광 관련 정책 및 발전현황을 간략히 살펴보고 있으며, 제 3장에서는 2요인 학습곡선 모형을 이용하여 태양광 에너지의 학습곡선을 추정한다. 제 4장에서는 추정된 학습곡선을 이용하여 향후 태양광에너지의 그리드패리티 시점과 관련하여 다양한 민감도 대한 분석을 실시하였으며, 제 5장에서는 결론을 도출한다.

2. 국내 태양광 관련 정책 및 현황

우리나라의 경우 2002년 전까지는 태양광발전에 대한 홍보부족과 설치비용이 고가인 관계로 태양광 발전의 보급률이 매우 낮았으며, 이는 1990년대부터 시작된 독일, 일본, 미국에 비해 10년 이상 늦은 상황이었다. 이에 정부는 2002년에 “제2차 신재생에너지 기술개발 및 이용·보급 기본계획”을 수립하여 체계적인 태양광발전 보급계획을 설정하였다.

정부의 지원사업은 크게 보급지원 사업과 산업기반조성 사업으로 나눌 수 있으며, 대표적인 보급지원 사업에는 용자리원제도, 보급보조사업, 그린홈 100호 보급사업, 지방보급사업, 발전차액지원제도 등이 포함된다. 특히, 2004년 도입된 발전차액지원제도는 공급한 전기의 전력거래 가격이 지식경제부 장관이 고시한 기준가격보다 낮은 경우 기준가격과 전력거래와의 차액을 지원해 주는 제도로 태양광발전에 대한 관심이 높아지게 되는 계기가 되었다. <Table 1>은 보급사업별 지원금 내역을 정리한 것이다.

이러한 노력으로 2006년 하반기에 동서발전, 남동발전 등 기존 대규모 발전사업자가 태양광 사업에 진출하면서 1MW이상 대용량 발전소가 국내에 건설되기 시작하였다. 그리고 2007년에 접어들면서 원유가격 급등으로 전 세계적으로 대체연료에 대한 관심이 증가하였다. 2007년 하반기부터 태양광발전 사업자의 신규진입이 증가하였고, 그에 따라 태양광 에너지 발전

Table 1. Annual grants for solar PV generation

(Unit: Million KRW)

Grant	~2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	Total
Loan	2,501	2,003	5,206	24,329	48,176	98,821	162,938	91,000	434,974
Deployment subsidy program	5,550	1,336	974	12,954	15,025	21,343	10,096	3,171	70,449
1 million green homes program	-	-	6,300	15,800	48,900	49,000	49,000	59,000	227,900
local deployment	21,092	10,090	11,620	8,389	15,703	11,472	41,693	31,957	152,016
Feed-in tariff			8	340	3,478	1,458	112,875	240,101	371,682
Total	29,143	13,429	24,100	61,472	127,804	180,636	263,727	185,128	885,339

량이 증가하기 시작하였다. <Figure 1>을 보면 최근 5년간 평균 138%의 증가율을 보이며, 2009년 발전량은 566GWh, 누적 발전량은 1,019GWh에 달한다.

Figure 1. Annual Power Generation of Solar PV

기반조성 사업은 태양광 관련 연구개발 지원을 비롯하여 인 증제도, 전문기업제도, 설치의무화제도, 국제협력, 세제지원 등을 들 수 있다. 태양광 연구개발의 경우 2004년 태양광사업 단이 출범하면서 기존 태양전지 및 모듈 등 각각의 요소에 대한 연구개발 뿐만 아니라 사업화에 필수적인 양산기술, 성능 평가, 표준화, 실증연구 등의 다양한 분야의 연구가 추진되고 있다. 2009년 기준 국내 신재생에너지 연구개발비는 3천 4백억 원이며, 이중 태양광은 1천억 원 가량으로 전체 대비 약 30%에 해당한다.

Figure 2. RD&D Investment for Renewable Energy

앞으로 정부는 신재생에너지 보급목표를 1차 에너지 대비 신재생에너지 비중으로 2015년 4.3%, 2020년 6.1%, 2030년

11.0% 달성으로 잡고 있으며, 2020년 이전까지 신재생에너지 가격을 화석연료 수준의 발전단가 수준까지 끌어내려 그리드 패리티를 달성시킬 계획이다. 신재생에너지 백서(2010)에 따르면 태양광발전의 경우 공급량은 2010년 477GWh에서 2030년 1,972GW로 증가할 것을 목표로 하고 있다. 이를 위해 태양광관련 정부재원 소요액은 2010년 1,017억 원에서 연구개발의 결과가 대부분 상용화가 예상되는 2020년까지는 매년 투자가 증가하여 2020년 한해에 2,525억 원 가량 집중 투자를 할 계획이다. 이러한 정부목표 달성시 국내 태양광발전은 2030년까지 현재 80MW 대비 44배인 3,504MW로 확대될 것으로 보인다.

Table 2. Goal of PV Supply and Government RD&D Expenditures for Solar PV Technology

	2010	2015	2020	2030
Goal of solar PV power capacity(GWh)	477	962	1,424	1,972
RD&D investment of solar PV (100M KRW)	1,017	1,945	2,525	608

본 논문에서는 보급지원 사업에 결과에 해당하는 태양광 에너지 발전량과 대표적인 기반조성사업인 연구개발사업 투자량을 기초자료로 활용하고자 한다. 이를 이용하여 정부의 목표인 2020년 그리드패리티 달성 여부를 예측하고, 요구되는 정책을 살피고자 한다.

3. 모형 및 추정

3.1 2요인 학습곡선 모형

장기적 에너지 문제의 해결을 위해서는 기술변화(technical change)가 고려되어야 한다. 기술변화가 고려되지 않을 경우 기존의 기술만으로 장기적 문제를 해결한다는 오류에 빠질 수 있기 때문이다. 그러나 미래의 불확실성, 다양한 기술과의 경쟁, 모형의 수학적 제약 등에 의해 기술변화를 에너지 시스템 모형에 반영하는 것은 쉬운 일이 아니다. 모든 변수와 상황을 파악하기 어려운 경우라도 우리는 시스템 구조와 이러한 구조

설계원리에 대한 규칙을 알게 되면 정보가 부족한 상황에서도 불확실성을 줄일 수 있게 된다. 이와 유사하게 생물적 은유(biological metaphor)를 이용하면 앞서 언급한 기술변화의 문제를 보다 쉽게 모형화 할 수 있다(Yu, 2007). 예를 들어 기술 시장에서의 경쟁은 생물종간의 경쟁과 유사한 현상이며, 여기에서 사용되는 모형화 방법론을 이용함으로써 기술변화를 모형에 내생화 시킬 수 있는 것이다. 이러한 생물적 은유에 의한 모형화 방법론은 확산 및 경쟁모형과 학습효과 모형 등이 대표적이다. 학습곡선 모형은 특히 에너지-환경-경제모형에서 효과적인 에너지 정책의 설계에 있어서 중요한 기술변화를 예측하기 위한 방법론으로 활발히 이용되고 있다(Bhandari and Stadler, 2009).

학습곡선의 경우 기술변화 자체를 모형의 내부 논리 구조에 의해 내생화함으로써 기술변화의 문제를 해결하고자 한다. 즉, 과거 해당산업, 또는 유사산업에서 보여지는 기술적 학습(technological learning)의 특성을 모형화하여 이를 이용해 기술변화를 내생화하는 전형적인 모형인 것이다. 그러나 내생화에 영향을 주는 변수를 무엇으로 설정하고 변수 값들을 어떻게 가정하는가에 의해서 결과의 왜곡이 일어날 수 있는 단점이 존재한다. 즉, 무엇이 비용 절감을 유도하는가에 대한 명확한 설명이 부족하다는 것이 문제점이다. 이러한 문제를 해결을 위해 학습곡선을 개선하기 위한 연구가 다방면으로 진행중이다.

1요인 학습곡선에서 기술적 학습(Technological learning)은 기본적으로 기술에 대한 누적 설비용량 증가로 인한 기술의 비용감소 현상을 말한다(Arrow, 1962; Argote and Epple, 1990). 이는 새로운 기술의 제품이 시장에서 판매될 때, 초기에는 단위당 비용이 높지만 누적 산출물의 증가로 단위당 비용이 감소하는 현상을 나타낸다. Arrow(1962)는 누적생산량이 2배가 될 때 단위비용의 절감 정도를 학습률로 정의하고 있다. 1요인 학습곡선은 이와 같이 누적생산량에 대한 단위비용을 나타내며, 식 (1)과 같다.

$$F_t = c \cdot CUM_t^a \quad (1)$$

여기서, t 기의 기술 또는 단위비용(unit cost)을 F_t 라고 하고, 누적생산량 또는 누적 설비용량을 CUM_t 이라고 한다. a 는 음수의 값을 갖는 변수이며, c 는 초기상태의 값이다.

1요인 학습곡선에서는 학습률이 용량확장에만 의존하기 때문에 유일한 지원 정책은 수요를 증가시키고 그림으로써 용량을 늘리는 것뿐으로 해석할 수 밖에 없다. 즉, 실제로는 연구개발 지원이 정책 수단으로서 많이 사용되고 그 영향력이 분명히 존재함에도 불구하고 1요인 학습곡선에서는 이를 반영할 수 없다는 한계점이 있다(Klaassen *et al.*, 2005). 이로 인해 최근 학습곡선에 영향을 미치는 또 다른 요인을 분석하기 위해서 다요인으로 비용 절감을 표현하고자 하는 연구가 활발히 진행중이다(Kobos *et al.*, 2006).

Nemet(2005)의 연구에 나타난 바와 같이 누적용량은 비용변화를 나타내는 유일한 변수가 아니다. 이를 극복하기 위해 최

근 1요인 학습곡선은 추가적인 변수의 통합함으로 확장되어지고 있다(Klaassen *et al.*, 2005; Kobos *et al.*, 2006; Jamasb, 2007). 이 중 누적 설비용량과 누적 연구개발 투자에 따른 기술학습을 동시에 고려하는 모형이 일반적인 2요인 학습곡선 모형으로서, Kouvaritakis *et al.*(2000)은 연구개발 투자에 의한 기술학습을 포함한 2요인 학습곡선을 최초로 제시하였다.

본 연구에서는 t 시점에서의 발전단가 F_t 가 식 (2)과 같이 표현되는 2요인 학습곡선을 따른다고 가정한다. 여기서 CUM_t 는 국내 태양광 에너지의 t 시점까지의 누적 발전량을 의미하며, KS_t 는 국내 태양광 에너지 분야의 지식누적량(knowledge stock)이다. 식 (2)의 a 와 b 는 각각 태양광 에너지의 LDI (learning by doing index)과 LSI (learning by searching index)로 과거의 추세를 기반으로 추정된다. c 는 1요인과 동일하게 최초 시점의 발전단가를 나타내는 상수이다.

$$F_t = c \cdot CUM_t^a \cdot KS_t^b \quad (2)$$

KS_t 로 표현되고 있는 지식 누적량(knowledge stock)은 기업의 생산 활동에 직접 이용되고, 미래 기술개발을 촉진하는데 유용한 지식정보의 보유량으로 기술지식 누적량 또는 R&D 누적량을 의미한다. 일반적으로 당해 연도 산업성장애 기여하는 것은 당해 연도의 자본투자보다는 그 이전의 자본 누적량(capital stock)에 기인되며, 지식 누적량도 자본 누적량의 개념과 유사하게 적용된다. 즉, 당해 연도 기술혁신의 대부분은 그 이전에 축적된 지식과 경험의 결과로 파악된다. 또한 산업의 기술혁신 능력과 잠재력은 그 국가가 보유하고 있는 지식과 경험의 스톡에 의해 표현된다(Hong *et al.*, 1991). 이러한 지식 누적량을 실증적으로 측정하기 위해서는 시간지연효과(time lag), 진부화율(obsolescence) 등을 감안해야 한다.

시간지연효과란 기술혁신 과정에서 아이디어가 R&D 단계를 거쳐 상용화되어 제품이 생산되기까지 소요되는 기간을 의미한다. 시간지연효과는 국가나 기업은 물론 기술 분야별로 다르게 나타나며, 동일 분야라고 하더라도 R&D 단계마다 다르게 나타날 수 있다. 이렇게 시간지연효과 분포에 대한 정확한 정보를 구하기 어렵기 때문에 실제 시간지연효과를 추정할 때에는 평균 시차를 많이 이용한다. 또한 지식 누적량은 시간이 지남에 따라 진부화된다. 일반적으로 과거의 기술은 우수한 신기술이 출현하면 혁신적 가치가 감소하기 때문에 순 지식 누적량의 증가분은 연구개발에 투입된 자원의 총량과 일치하지 않게 된다. 따라서 지식 누적량의 진부화율을 고려하여야 하는 것이다.

위에서 설명한 내용을 식으로 표현하면 다음 식 (3)과 같다. 식 (3)에서 t 시점의 지식누적량(KS_t)은 진부화된 $t-1$ 시점의 지식누적량(KS_{t-1})과, 시간지연효과가 x 년인 경우 x 년 이전의 태양광 연구개발 투자액(RDD_{t-x})의 합산으로 도출된다. 여기서 δ 는 진부화율로서, δ 값이 클수록 이전 시점의 지식누적량이 빠르게 진부화됨을 의미한다.

$$KS_t = (1 - \delta) \cdot KS_{t-1} + RDD_{t-x} \quad (3)$$

한편 학습곡선 모형에서는 LDR (learning by doing rate), LSR (learning by searching rate)을 각각 누적 생산량과 지식 누적량이 2배로 증가되었을 때의 상대적 비용감소 수준으로 정의하고 다음과 같이 측정한다.

$$LDR = 1 - 2^a \quad (4)$$

$$LSR = 1 - 2^b \quad (5)$$

2요인 학습곡선인 식 (2)는 콥더글러스 생산함수(Cobb-Douglas production function)와 유사한 형태(Varian, 1992)로, 다음과 같이 로그함수로 변환한 후 선형회귀를 통하여 추정할 수 있다.

$$\log F_t = \log c + a \log CUM_t + b \log KS_t \quad (6)$$

식 (6)은 최소자승법을 이용하여 추정되며, 이러한 데이터는 시계열 상관(serial correlation)과 다중공선성(multicollinearity)를 이용하여 검정된다.

3.2 학습곡선 추정

본 연구에서는 학습곡선 추정을 위한 데이터로 독립변수인 태양광 누적발전량 CUM_t , 지식누적량 KS_t 과 종속변수인 발전단가 F_t 가 이용된다. 분석기간은 국내에서 태양광 발전량이 최초로 시작된 1995년부터 2009년까지로 한다.

Table 3. PV Energy Installation and Generation Cost

Year	power generation (MWh)	installed capacity (kW)	installation cost (KRW/kW)	electricity cost (KRW/kWh)
1995 이전	-	1,593	19,165	-
1995	2,228	92	19,165	765.8
1996	2,556	388	16,718	752.7
1997	3,100	410	17,330	735.1
1998	3,796	619	18,000	725.9
1999	4,572	518	16,700	713.5
2000	5,284	531	15,700	697.6
2001	6,184	792	14,700	679.0
2002	7,044	475	14,300	664.0
2003	7,752	563	13,700	651.7
2004	9,872	2,553	12,000	612.0
2005	14,399	4,990	10,000	561.6
2006	31,022	22,322	9,800	477.2
2007	71,279	45,347	9,550	439.3
2008	284,315	275,665	9,300	381.0
2009	566,191	166,838	9,240	378.2

태양광 발전의 경우 발전량에 비례하여 발생하는 변동비(연

료비)가 없기 때문에 발전단가는 고정비만으로 산출이 가능하다. 따라서 발전단가 F_t 는 연간 발생하는 총 고정비를 당해 발생하는 총 발전량으로 나누어 추정하였다. 총 고정비는 연도별 설비단가에 연도별 신규설비용량을 곱하여 설비 사용기간 동안 합산되어 나타날 수 있는데, 연초와 연말의 평균 값으로 가정하였다. 설비단가는 태양광 주택 10만호 사업의 10kW 시스템(1997~2004)의 단가와 정부의 신재생에너지원별 상한단가(2005~2008)를 혼합하여 활용하였다. 연구에 사용되는 단위 비용 및 연구개발 투자액은 2005년 기준 불변가치로 계산하였으며, 태양광 설비 사용기간은 정부에서 고시하는 기준가격 적용기간 중의 하나인 20년을 사용하였다. 이를 연도별로 정리하면 <Table 3>과 같다.

독립변수에 해당하는 태양광 누적발전량 CUM_t 은 <Figure 1>에 나타나 있고, 지식누적량 KS_t 은 ‘신재생에너지 백서’에서 제시하는 정부와 민간분야의 연도별 태양광 연구개발 투자액을 이용하여 계산하였다. 이때 연구개발 투자액에 따른 시간지연효과 x 와 지식누적량 감소율 δ 은 기존의 연구(Kobos *et al.*, 2006)와 국내 태양광 기술의 급속한 발전추세를 반영하여 설정하였는데, 시간지연효과는 2년에서 5년까지 1년 단위로, 지식누적량 감소율은 0%에서 20%까지 5% 단위로 가정하여 각각에 대해서 분석하였다.

1995~2009년간의 자료를 이용하여 국내 태양광 에너지의 2요인학습곡선 추정결과를 정리하면 다음 <Table 4>와 같다. <Table 4>는 총 20개의 시나리오 중 유의한 수준에서 시계열 상관과 다중공선성이 존재하지 않는 결과만을 정리한 것이다.

Table 4. Estimation Results of Two Factor Learning Curve

scenario (x, δ)	cumulative capacity		knowledge stock		R^2	DW	VIF
	a	LDR (%)	b	LSR (%)			
(2, 0.10)	-0.028	1.9	-0.343	21.2	0.979	1.424	6.945
(2, 0.15)	-0.042	2.9	-0.281	17.7	0.978	1.421	5.588
(2, 0.20)	-0.050	3.4	-0.243	15.5	0.977	1.424	4.922
(3, 0.15)	-0.050	3.4	-0.304	19.0	0.960	1.287	5.673
(3, 0.20)	-0.059	4.0	-0.259	16.4	0.962	1.318	4.747
(4, 0.15)	-0.044	3.0	-0.387	23.5	0.946	1.054	7.192
(4, 0.20)	-0.059	4.0	-0.314	19.6	0.947	1.062	5.426

Note) a : Learning by doing elasticity.

b : Learning by searching elasticity.

DW : Durbin-Watson statistic.

VIF : Variance inflation factor.

<Table 4>를 보면, 통계적으로 유의미한 시나리오들의 LDR (learning by doing rate)은 1.9~4.0%의 범위를 가지고, LSR (learning by searching rate)은 15.5~23.5%의 범위에서 그 결과 값이 도출되었다. 한편 R^2 값이 가장 높은 시나리오는 시간지연 효과가 2년, 지식 누적량 감소율 0.1인 것으로 나타났으며, 이

때, LDR 은 1.9%, LSR 은 21.2%로 도출되었다.

본 연구에서는 국내 태양광 과거 자료에 가장 적합한 2요인 학습곡선 모형을 선정하기 위하여 시나리오에 따른 R^2 값 뿐만 아니라 예측력이 가장 높은 시나리오가 어떤 것인지 판별하기 위한 분석을 시도하였다. 이를 위하여 <Table 4>의 일곱 가지 시나리오에 대해서 1995년~2004년간의 데이터만을 이용하여 2요인 학습곡선을 추정한 후, <Table 3>에 있는 2005년부터 2009년까지의 태양광 발전단가 실제 값과 추정된 모형으로부터 외삽(extrapolate)하여 계산된 예측값간의 오차를 측정하여 비교해 보았다. 예측력을 평가하기 위한 지표로는 일반적으로 사용되는 평균 절대오차(mean absolute error), RMS 오차(root-mean-squares error), 평균 오차율(average error ratio) 세 가지를 살펴보았다.

먼저, 1995년~2004년까지의 자료만을 이용하여 모형을 추정한 결과중 유의한 수준에서 시계열 상관계 다중공선성이 존재하지 않는 시나리오만을 정리한 결과는 <Table 5>와 같다. <Table 5>의 다섯 가지 시나리오에 대해서 태양광 발전단가의 실제값과 예측값간의 오차를 분석한 결과는 <Table 6>과 같다.

Table 5. Estimation Results of Two Factor Learning Curve(1995~2004)

scenario (x, δ)	cumulative		knowledge		R^2	DW	VIF
	capacity		stock				
	a	LDR (%)	b	LSR (%)			
(2, 0.10)	-0.045	3.1	-0.181	11.8	0.957	1.494	2.007
(2, 0.15)	-0.052	3.5	-0.131	8.7	0.951	1.564	1.470
(2, 0.20)	-0.055	3.7	-0.110	7.3	0.951	1.530	1.262
(3, 0.15)	-0.053	3.6	-0.166	10.9	0.919	0.605	1.699
(3, 0.20)	-0.059	4.0	-0.131	8.7	0.922	0.608	1.159

Note) a : Learning by doing elasticity.

b : Learning by searching elasticity.

DW: Durbin-Watson statistic.

VIF: Variance inflation factor.

Table 6. Comparison of Forecasting Power

year	error(unit : KRW/kWh)				
	scenario (2, 0.10)	scenario (2, 0.15)	scenario (2, 0.20)	scenario (3, 0.15)	scenario (3, 0.20)
mean absolute error	64.7	73.7	79.4	72.0	73.5
RMS error	67.7	76.8	82.4	76.3	77.8
average error rate	15.1	17.2	18.6	16.7	17.2

<Table 6>을 보면, 평균 절대오차, RMS 오차, 평균 오차율 세 가지 모두에 대해서 시간지연효과가 2년, 지식 누적량 감소율 0.1 시나리오가 예측력이 가장 높은 것으로 분석되었다. 이

는 <Table 4>의 R^2 가 가장 높은 시나리오 일치하는 결과로서, 본 연구에서는 그리드 패리티 예측을 위한 기준 모형으로 시간지연효과가 2년, 지식 누적량 감소율이 0.1인 2요인 학습곡선 모형을 선택하였다.

4. 분석

4.1 그리드 패리티 예측

앞 절에서 추정한 학습곡선 결과에 정부에서 계획하고 있는 태양광 에너지 보급과 연구개발 투자계획 자료를 이용하면 향후 태양광 발전단가를 예측할 수 있으며 그 결과를 년도별로 정리하면 다음 <Table 7>과 같다.

Table 7. Forecasting Result of Solar PV Generation Cost

(Unit : KRW/kWh)

Year	2011	2013	2015	2017	2019	2021	2023	2025
cost	259	215	185	164	150	139	131	128

한편 그리드 패리티를 예측하기 위해서는 태양광 에너지 발전단가와 비교하기 위한 화석 에너지 발전단가가 필요하다. 이를 위해서 본 연구에서는 전력통계정보 시스템(EPSIS : Electric Power Statistics Information System)에서 제시하고 있는 연료 중 원자력을 제외한 유연탄, 무연탄, 유류, LNG의 최근 3년간(2008년~2010년) 발전단가의 평균치를 활용하였으며, 이를 정리하면 <Table 8>과 같다.

Table 8. Generation Cost of Fossil Energy

(Unit : KRW/kWh)

	bituminous coal	anthracite coal	oil	LNG
cost	38.8	70.9	153.0	114.1

본 연구에서의 그리드패리티는 태양광 에너지의 발전단가가 각 에너지원의 발전단가와 같아지는 시점이다. 따라서 화석 에너지원의 발전단가가 <Table 8>과 같다고 가정하면 그리드패리티 시점을 분석할 수 있다. <Figure 4>을 살펴보면 태양광 발전단가는 2019년에는 유류의 판매단가보다 낮은 150원/kWh에 도달할 것으로 보인다. 그러나 나머지 화석연료인 무연탄, 유연탄, LNG의 가격에는 기간 내에 미치지 못할 것으로 보인다.

4.2 민감도 분석

그리드패리티 분석에 영향을 미치는 요인은 다양하다. 먼저 태양광 발전단가의 경우 모형에서 가정한 시간지연효과와 지식누적량 감소율에 영향을 받는다. 뿐만 아니라 국내의 환경

Figure 3. Grid Parity of Solar PV Energy

Figure 4. Sensitivity Analysis of Solar PV Grid Parity with Respect to R&D Investment

변화에 따른 정부의 보조금이나 연구개발 투자 등의 정책방향에도 영향을 받을 수 있다. 비교대상이 되는 화석에너지도 현실적으로는 고정적이지 않으며, 다양한 요인으로 인해 가격 불확실성을 가지며 변동한다. 따라서 이러한 주요 변수에 대해서는 추가적인 민감도 분석이 필요할 것으로 보이며, 본 논

문에서는 화석에너지 발전단가 상승, 정부의 연구개발 투자 계획 변동에 대한 민감도 분석을 수행하였다.

먼저 연구개발 투자에 따른 효과를 확인하기 위해 <Table 2>에서 제시하고 있는 연구개발 투자액을 기준으로 투자액이 높아지는 경우와(+50%, +25%) 낮아지는 경우(-25%, -50%)를 각각 설정하였다. 민감도 분석 결과를 보면 연구개발 투자액이 증가함에 따라 태양광 발전단가가 빠르게 낮아지는 것을 <Figure 4>를 통해서 확인할 수 있다. 연구개발 투자 목표액 변동별로는 50% 증가시 2017년, 25% 증가시 2018년, 25% 감소시 2021년에 태양광 발전단가가 유류의 발전단가보다 낮아질 것으로 예측되며, 50% 감소시에는 그리드 패리티가 실현되지 않을 것으로 나타났다. 또한, 연구개발 투자액을 50% 증가시에는 2024년 LNG의 발전단가 보다 태양광 발전단가가 낮아질 것으로 예측되었다. 2025년 기준 태양광 발전단가는 최소 112원/kWh(50% 증가시)에서 최대 161원/kWh(50% 감소시)까지로 분석되었으며, 연구개발 투자 변동에 따른 발전단가의 변동은 연구개발 투자액을 증가할 때보다 감소할 때가 큰 것으로 나타났다. 이러한 점들을 고려해보았을 때 태양광 관련 연구개발 투자액의 감소는 보다 신중한 접근이 필요할 것으로 보인다.

화석에너지의 경우 전력수요 증가와 매장량의 한계로 그 발전단가가 일반적으로 상승할 것으로 예상된다. 따라서 이러한 증가추세를 반영하기 위해 전력통계정보 시스템(EPSIS)에서 제시하고 있는 발전단가 추이를 이용하여 지수형 회귀분석을 실시한 후 그리드 패리티를 분석하였다. 분석결과를 보면 <Figure 5>와 같이 에너지원별로 유류 2013년(215원), LNG 2016년(174원), 유연탄 2020년(144원), 무연탄 2022년(135원)에 그리드 패리티가 달성되는 것으로 예측되었다. 유류의 경우 그리드 패리티 시점이 6년 빨라지게 되며, 2025년 내에 고려하고 있는 모든 화석에너지 발전단가보다 태양광 발전단가가 낮아질 것으로 보인다.

Figure 5. Sensitivity Analysis of Solar PV Grid Parity with Respect to the Increasing Trend of Fossil Fuel Generation Cost

민감도 분석결과를 살펴보면, 그리드패리티 시점은 내생적 변수(endogenous variables)인 연구개발 투자보다 화석에너지 발전가격과 같은 외생적 변수(exogenous variables)에 더욱 민감한 것으로 나타났다. 따라서 정부의 연구개발 투자 계획에 앞서 국제 에너지 시장환경에 대한 정확한 모니터링이 반드시 필요할 것으로 보이며, 이와 관련한 심도 깊은 연구가 요구된다.

또한 본 논문에서 화석에너지 발전단가 증가의 경우에만 석탄(유연탄, 무연탄)의 발전단가 보다 태양광 발전단가가 낮아진다는 점은 주목할 만한 사실이다. 2010년 기준 우리나라의 연료원별 발전량은 석탄이 40.3%로 가장 높은 비중을 차지하고 있으며, 원자력 31.2%, LNG 21.8%, 유류 2.6% 순이다(2010년 전력시장통계). 이를 고려한다면 발전량 비중이 높은 LNG, 석탄의 발전가격까지 태양광 발전단가를 낮추기 위해서는 연구개발 투자의 증가뿐만 아니라 다양한 정부의 지원이 동반되어야 할 것으로 보인다.

5. 결 론

본 연구는 국내 태양광 그리드패리티 예측을 위하여 2요인 학습곡선을 이용하였다. 이를 위해 국내 태양광 발전량의 증가와 연구개발 투자에 따라 나타나는 LDR 과 LSR 을 지식 누적량의 시간지연효과와 지식누적량 감소율에 대한 시나리오별로 추정하였다. 분석결과 오일가격을 기준으로 하는 국내 태양광에너지의 그리드 패리티 시점은 현재 정부에서 계획하고 있는 정책 및 투자를 실제로 실현시킨다는 가정 하에 2019년에 도달할 수 있을 것으로 예측되었다. 이러한 결과는 2020년 그리드 패리티 달성이라는 정부의 목표가 매우 현실적인 정책목표라는 사실을 분석적으로 보여주고 있는 것으로 해석할 수 있다.

또한 한국의 태양광 발전 비용은 분석결과 LSR 이 LDR 보다 대체적으로 높아 연구개발 투자 지원에 보다 집중적이고 많은 투자를 통해서 경쟁력이 있는 기술력을 확보하는 것이 중요한 것으로 나타났다. Rout et al.(2009)은 기술주기에 따라 R&D 투자 영향력은 초기 기술개발 단계에서 높은 영향력을 미치며, 상용화 단계로 진행함에 따라 효과가 점점 줄어드는 것으로 분석하고 있는데, 본 연구의 분석결과는 국내 태양광 기술이 초기 기술개발 단계에 해당하는 것으로 보인다. 또한 LSR 이 LDR 보다 높은 값을 가지는 것은 국내 태양광 에너지가 아직은 상용화 단계에 이르지 못했음을 나타내는 것으로서, 본 연구에서 예측한 그리드 패리티 시점인 2019년 정도에 이르러서야 본격적인 상용화 단계에 이를 수 있을 것으로 해석할 수 있겠다.

Schmitz(2008)에 의하면 세계적으로 태양광 기술의 전력단가는 2015년에 이르면 화석연료 기반 전력단가와 같아지는 균형점에 도달할 것으로 전망하고 있다. 한편 우리나라 정부에서 목표로 하고 있는 그리드 패리티 시점은 2020년이다. 향후 화석에너지 발전단가가 증가할 것이라는 전망을 가정한다면, 태

양광 발전단가의 경우 충분히 유류, LNG, 석탄의 발전단가 수준 이하로 낮아질 수 있을 것으로 보인다. 그러나 화석에너지 발전단가가 지금과 같은 수준으로 유지되는 경우에는, 우리나라 발전량의 높은 비중을 차지하는 석탄을 기준으로 하는 태양광의 그리드 패리티가 2020년까지 도달하기에는 다소 어려움이 있을 것으로 보인다. 따라서 보다 효율적이고 집중적인 연구개발 투자와 함께 다양한 형태의 태양광 분야 발전을 위한 정책적 지원이 요구된다.

본 논문에서 사용한 발전량과 연구개발 투자를 고려한 2요인 학습곡선 모형은 다양한 태양광 기술간의 상호경쟁, 발전기술의 혁신, 보조금의 직접적인 변화 등을 고려할 수 없는 단점이 존재한다. 보다 현실적인 결과를 도출하기 위해서는 이러한 내·외생적 요인을 반영하여 확장된 학습곡선 모형의 접근이 향후 필요하다. 그러나 본 연구는 국내의 학습곡선 추정 사례가 거의 없는 상황에서 2요인 학습곡선을 이용하여 실증분석을 수행하였다는 것과 실증분석을 통한 국내 태양광에너지의 그리드패리티를 예측하였다는 점, 다양한 민감도 분석으로 태양광 발전의 주요 요인의 영향을 분석하였다는 점에서 그 의미를 찾을 수 있다.

참고문헌

- Argote, L. and Eppler, D. (1990), Learning Curves in manufacturing, *Science*, 247, 920-924.
- Arrow, K. J. (1962), The economic implications of learning by doing, *The Review of Economic Studies*, 29, 155-173.
- Bhandari, R. and Stadler, I. (2009), Grid Parity Analysis of Solar Photovoltaic Systems in Germany using Experience Curves, *Solar Energy*, 83(9), 1634-1644.
- Chang, H. (2007), An Evaluation of Renewable Energy Technology Policies in Korea : Two Factor Learning Curve and Innovation System Approaches, Ph.D. diss., Ajou University.
- Chang, H. and Choi, K. (2006), A Theoretical Review on the Experience Curve for Energy Technology, The Korea Society for Energy Engineering, *Journal of Energy Engineering*, 15(4), 209-228.
- Duke, R. D. (2002), Clean Energy Technology Buydowns : Economic Theory, Analytic Tools, and the Photovoltaics Case, Ph.D. diss., Princeton University.
- Ibenholt, K. (2002), Explaining learning curves for wind power, *Energy Policy*, 30(13), 1181-1189.
- Hong, S. Hong, S., and Ahn, D. (1991), A Study of Inter-industry R&D investment flows and Direct/indirect productivity, *STEPI, Policy Research*, 91-14.
- Jamasb, T. (2007), Technical change theory and learning curves : Patterns of progress in electricity generation technologies, *The Energy Journal*, 28(3), 52-72.
- Junginger, M., Faaij, A., and Turkenburg, W. C. (2005), Global experience curves for wind farms, *Energy Policy*, 33(2), 133-150.
- Kahouli-Brahmi, S. (2008), Technological Learning in Energy-environment-economy Modelling : A survey, *Energy Policy*, 36(1), 138-162.
- Kamp, L. M. Ruud, E. H. M. S., and Cornelis, D. (2004), Andriess Notions on learning applied to wind turbine development in the Netherlands and Denmark, *Energy Policy*, 32(14), 1625-1637.
- Kang, H. (2007), The Emerging PV Industry, *Samsung Economic Research Institute, CEO Information*, 616.

- Kim, D. (2005), Development of PV Technology and Market Trends, *Journal of the Korean Solar Energy Society*, 4(3), 3-7.
- Klaassen, G., Miketa, A., Larsen, K., and Sundqvist, T. (2005), The impact of R&D on innovation for wind energy in Denmark, Germany and the United Kingdom, *Ecological Economics*, 54(2), 227-240.
- Kobos, P. H., Erickson, J. E., and Drennen, T. E. (2006), Technological Learning and Renewable Energy Costs : Implications for US Renewable Energy Policy, *Energy Policy*, 34(13), 1645-1658.
- Korea Power Exchange (2011), Electricity Market Statistics 2010, Korea.
- Kouvaritakis, N., Soria, A., and Isoard, S. (2000), Modelling Energy Technology Dynamics : Methodology for Adaptive Expectations Models with Learning by Doing and Learning by Searching, *International Journal of Global Energy*, 14, 104-115.
- Lee, M. (2008), Global Trends and Implications for the PV Industry, *Korea Development Bank Journal*, 631, 65-98.
- Lee, M. (2009), Environmental Change and Response of the Solar Cell Industry, *Korea Energy Economics Institute, Energy Focus*, 6(4), 35-62.
- Ministry of Knowledge Economy, Korea Energy Management Corporation New and Renewable Energy Center (2008), *New and Renewable Energy White Paper 2008*, Korea.
- Ministry of Knowledge Economy, Korea Energy Management Corporation New and Renewable Energy Center (2010), *New and Renewable Energy White Paper*, Korea.
- Neij, L. (1997), Use of Experience Curves to Analyse the Prospects for Diffusion and Adoption of Renewable Energy Technology, *Energy Policy*, 23(13), 1099-1107.
- Neij, L. (1999), Cost Dynamics of Wind Power, *Energy*, 24(5), 375-389.
- Nemet, G. F. (2005), Beyond the Learning Curve : factors influencing cost reductions in photovoltaics, *Energy Policy*, 34(17), 3218-3232.
- Papineau, M. (2006), An Economic Perspective on Experience Curves and Dynamic Economies in Renewable Energy Technologies, *Energy Policy*, 34(4), 422-432.
- Park, M., Lee, J., Lee, Y., and Kim, J. (2007), A Learning Curve Model, Applied to Cost Analysis of Developing Renewable Energy in Korea, *The Korea Society for Energy Engineering Fall Conference*, 169-174.
- Rout, U. K., Blesl, M., Fahl, U., Remme, U., and Voß, A. (2009), Uncertainty in the learning rates of energy technologies : An experiments in a global multi-regional energy system modes, *Energy Policy*, 37(11), 4927-4942.
- Schaeffer, G. J., Seebregts, A. J., Beurskens, L. W. M., de Moor, H. H. C., Alsema, E. A., Sark, W., Durstewicz, M., Perrin, M., Boulanger, P., Laukamp, H., and Zuccaro, C. (2004), Learning from the Sun: Analysis of the use of experience curves for energy policy purposes: the case of photovoltaic power, Final Report of the PHOTEX Project, ECN-C-04-035, Petten, The Netherlands, Energy Research Center of the Netherlands.
- Schmitz, J. (2008), Solar Photovoltaic Electricity to hit the Power Grid?, The Second Law of Life, <http://secondlawoflife.wordpress.com/2008/02>.
- Shin, Y., Jung, R., Ko, J., and Jeon, J. (2008), Present Situation and Utilization-rate of a Mass Solar-powerplant in Korea, *The Korean Institute of Electrical Engineer Fall Conference*.
- van der Zwaan, B. and Rabl, A. (2004), The learning potential of photovoltaics : implications for energy policy, *Energy Policy*, 32(13), 1545-1554.
- van der Zwaan, B. and Rabl, A. (2003), Prospects for PV : a learning curve analysis, *Solar Energy*, 74(1), 19-31.
- Varian, H. (1992), *Microeconomic Analysis*, New York : W. W. Norton and Company.
- Wene, C. O. (2000), Experience Curves for Energy Technology Policy, *IEA study book*, Paris, France, 2000.
- Wright, T. P. (1936), Factors affecting the cost of airplanes, *Journal of the Aeronautical Science*, 3.
- Yu, C. F., van Sark, W. G. J. H. M., and Alsema, E. A. (2011), Unraveling the photovoltaic technology learning curve by incorporation of input price changes and scale effects, *Renewable and Sustainable Energy*, 15(1), 324-337.
- Yu, J. (2007), Analysis on the Competitiveness of New and Renewable Energy in Korea's Power Market under Uncertainty of Technical Change, Ph.D. diss., Ajou University.

박성준

경희대학교 산업공학과 학사
경희대학교 산업공학과 석사
현재 : 경희대학교 산업공학과 박사과정
관심분야 : 기술경영, 게임이론, 에너지 시스템

이덕주

서울대학교 산업공학과 학사
서울대학교 산업공학과 석사
서울대학교 산업공학과 박사
현재 : 경희대학교 산업경영공학과 교수
관심분야 : 기술경영, 경제성공학

김경택

경희대학교 산업공학과 학사
경희대학교 산업공학과 석사
현재 : 경희대학교 산업공학과 박사과정
관심분야 : 기술경영, 실물옵션, 에너지 시스템