

에너지기술의 학습 효과에 대한 이론적 고찰

장한수[†] · 최기련

아주대학교 대학원 에너지학과

(2006년 7월 13일 접수, 2006년 9월 20일 채택)

A Theoretical Review on the Experience Curve for Energy Technology

Hansoo Chang[†] and Ki-ryun Choi

Department of Energy Studies, Graduate School of Ajou University

(Received 13 July 2006, Accepted 20 September 2006)

요약

학습효과는 에너지기술의 전개와 관련된 메커니즘을 규명하려는 이론 중 하나이다. 본 논문에서는 학습효과에 대한 이론적 고찰을 함으로써 아직까지는 국내에서 일천한 관련 이론에 대한 기반을 제공하고자 한다. 이를 위하여 학습곡선과 관련된 국내외 선행연구사례, 제반이론, 적용방법 및 정책 응용에 관하여 살펴본다. 또한 에너지기술의 학습과 비용절감 요인에 대하여 살펴봄으로써 학습곡선의 메커니즘을 파악한다. 마지막으로 각 장별 내용을 바탕으로 결론을 도출한다.

주요어 : 학습곡선, 에너지기술, 경험곡선, 이용인 학습곡선

Abstract — The learning effect is one of the theoretical frameworks that examine the mechanisms of the deployment of energy technologies. The objective of this paper is to provide a theoretical overview and a critical analysis of the literature on the experience curve for energy technology. For these objectives, we review a couple of theoretical aspects and applications and investigate the sources of learning and cost reductions to grasp the mechanisms of learning effect. Finally we conclude some insights from our theoretical reviews.

Key words : Learning curve, Energy technology, Experience curve, 2 Factor learrning curve

1. 서론

에너지기술이 향상되면서 문명의 발달을 촉발한 것은 사실이다. 그러나 그와 동시에 에너지의 과잉 사용으로 인한 공해나 기후변화의 문제 또한 야기되고 있다. 하지만 이러한 일련의 문제에 관한 해결책 중 하나 역시 에너지기술의 발전이라는 점은 주지의 사실이다. 그에 따라 에너지기술의 혁신 또는 확산에 대한 명확한 메커니즘에 대한 이해의 중요성은 더욱 커지고 있다.

에너지기술의 전개와 관련하여서는 다양한 이론들이 존재하지만 2000년을 전후로 하여 학습효과(learning effect) 이론을 활용한 관련 메커니즘 규명을 위한 연구들이 활발히 진행되었다. 특히, IEA의 EXCETP(International Collaboration on Experience Curves for Energy Technology Policy)와 유럽연합의 TEEM(Energy Technology Dynamics and Advanced Energy System Modelling)과 같은 프로젝트는 학습효과 특히, 학습곡선을 본격적으로 에너지기술 정책에 활용하려는 대표적인 활동으로 꼽을 수 있다(Capros and Vouyoukas, 2000; Wene, 2000).

이러한 국제적인 추세 속에서 국내의 관련 연구는 일천하다고 평가할 수 있다. 이에 본 논문에서는 에너지기술과 관련된 학습효과의 이론적 기반에 관한 고찰을

[†]To whom correspondence should be addressed.

Department of Energy Studies, Graduate School of Ajou University

Tel: 031-219-2675

E-mail: sixkille@ajou.ac.kr

하고자 한다. 여기서 학습효과의 측정은 학습곡선 추정을 통하여 이루어지므로 학습곡선과 관련된 내용을 주로 살펴본다.

이를 위하여 먼저 국내의 학습곡선과 관련된 현재까지의 선행연구사례를 살펴보면서 주된 연구 분야 및 흐름 등을 파악하고자 한다. 그리고 국외사례는 매우 다양하므로 몇 개의 영역으로 분류하여 연구내용을 파악함으로써 영역별 연구 내용과 경향을 알아본다.

학습곡선에 관한 실제적인 방법론은 선행연구 사례 분석으로부터 파악된 내용을 바탕으로 우선 학습곡선의 개념과 출현과정을 알아봄으로써 학습곡선에 대한 기본적인 이해를 돋운다. 또한 학습곡선 추정을 위한 구체적인 방법론으로서 일변수 학습곡선, 이변수 학습곡선의 개념과 표현 및 추정, 변수의 선택과 사전처리, 변수선택에 따른 학습곡선 추정 유형 등에 관하여 살펴본다. 이를 통하여 학습곡선의 실증분석에 필요한 연구모형 구성의 기술적 측면을 파악한다. 그리고 학습효과가 발생하여 비용절감이 이루어지도록 하는 요인에 관하여 알아봄으로써 학습곡선 추정 결과로부터 학습이 일어나도록 하는 요인 추적에 대한 기본 논거를 습득한다.

마지막으로, 추정된 학습곡선 해석의 측면에서 해당 에너지기술의 구조와 시장구조를 파악하려는 시도와 바이다운(buy-down)¹⁾ 비용평가, 에너지기술 평가, 활용 주체

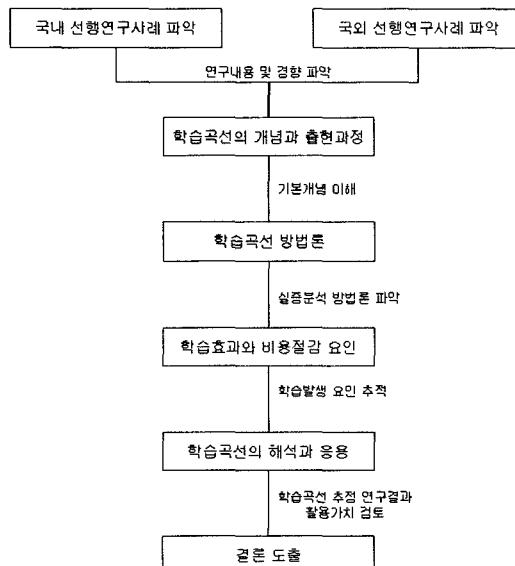


Fig. 1. Whole structure of research.

¹⁾신기술의 비용이 기존 상용기술 수준으로 도달하기 위해 필요한 투자비용을 의미하며 뒤에서 자세히 다룬

별 평가 등 학습곡선 응용에 대하여 알아봄으로써 학습곡선 추정 연구 결과의 활용 가치를 검토한다. 이와 같은 일련의 연구흐름은 [Fig. 1]과 같으며 최종적으로 국내 학습곡선 연구를 위한 결론을 도출하되 실증분석 논문이 아닌 만큼 각 장별 내용을 바탕으로 결론을 도출하여 논문을 마무리한다.

2. 학습곡선 관련 선행연구 분석

본 장에서는 학습곡선과 관련된 국내외의 선행연구에 대한 내용을 주제별로 구분하여 살펴봄으로써 학습곡선과 관련된 이론의 흐름과 최근의 주된 논의사항을 학습하고자 한다.

2-1. 국내 선행 연구

국내에서 에너지부문에 학습곡선을 적용한 사례는 매우 드물다. 그 이유는 2차례에 걸친 석유파동 이후 안정적인 유가로 인하여 에너지산업은 타산업에 비하여 상대적으로 주목을 받지 못하였을 뿐만 아니라 학습곡선의 에너지부문 적용은 최근 10여년에 불과하기 때문이다. 또한 학습곡선 적용을 가능하게 하는 자료 접근이 그동안 상당히 제한적이었으며 자료 자체가 없었던 점도 작용할 것이다. 학습곡선에 대한 국내 연구는 에너지부문의 사례를 먼저 분석하고 여타 분야에 대한 몇몇 사례를 살펴보도록 한다.

2-1-1. 에너지부문

국내 에너지부문의 학습곡선 적용은 학술적 연구 수준에 머물고 있다. 즉, 강규철(1996)과 김종철·강규철(1997)은 학술 차원에서 정유산업의 생산량에 근거하여 학습률을 먼저 추정하였다. 그리고 학습률 변화의 요인에 대하여 평균작업시간, 총생산량, 노동장비투자액, 기계장비투자액, 설비투자효율, 기계투자효율 등을 독립변수로 모형을 추정하였다. 또한 정유산업의 생산량 변화와 성장을 변화에 대한 학습률은 물론, 정유산업의 투자 또는 가동과 관련된 자료를 독립변수로 설정하여 모형을 추정하기도 하였다. 이를 통하여 정유산업의 성장을 위한 거시적 전략을 도출하고자 하였다. 결론적으로는 에너지분야에 최초로 학습곡선 방법론을 적용하였다는 점에서 그 의의가 있다고 볼 수 있다. 그러나, 이러한 실증분석은 특정 기술에 대한 추세 확인 및 그에 따른 장기적 기술예측 및 전략 도출과 같은 최근의 에너지분야에 대한 학습곡선 추정 및 응용과는 다소 거리가 있다고 판단된다.

김수진(2004)은 비교적 최근에 학습곡선 방법론을 다루었으나 학습곡선을 직접 추정하지는 않았다. 다만, 미래 신재생에너지 기술 학습률을 가정한 후 역으로 생산

량과 비용에 대한 수치를 도출하여 신재생에너지산업의 고용효과 계산에 활용하였다. 이 역시 학습곡선 방법론의 최근 적용 추세와는 거리가 있다고 볼 수 있다.

김현석(2006)과 박영구(2006)는 에너지시스템 모형인 MARKAL에 학습효과를 반영하려는 시도를 하였다. 즉, 전력시스템과 시멘트 생산공정에 대한 모형에서 학습효과에 의한 미래의 기술 점유율 변화를 분석하고자 하였다. 그러나 학습곡선 추정이나 방법론보다는 에너지시스템 모형 입력자료 중 하나의 구성요소로써 관심의 대상이 되었다고 평가할 수 있다.

이처럼 국내 에너지부문에 대한 학습곡선 추정 사례는 매우 적을 뿐만 아니라 적용대상이나 활용방법도 최근의 추세와는 다소 거리가 있었다. 다만 최근 1~2년 사이에 에너지시스템 모형 차원에서 학습효과를 반영하려는 시도로써 학습곡선이 활용되었음을 알 수 있다.

2-1-2. 여타부문

에너지부문에 비하여 다른 산업에 대해서는 학습곡선 방법론이 비교적 활발히 적용되었다. 특히, 경영학 분야에서 다음과 같은 주제들을 주로 다루었다.

허영빈(1984)은 경영학 축면에서 학습효과에 대한 방법론을 다루었다. 윤충한·조신(2000), 신혁승·윤충한(1998), 윤충한(1998)은 정보통신 산업에 대하여 학습효과를 추정하였으며 허편달지수를 독립변수로 설정하여 산업조직론 차원의 접근을 시도하였다.

한편, 김학수·안명관(2004), 안명관(2005)은 학습곡선을 통하여 해외 항공기 제조업체의 공급계약 시 적정도매가격 산정을 위한 수리경제학적 해석을 시도하였다. 그러나 이론적 해석에 한정하여 학습곡선을 직접 추정하지는 않았으며 적정가격 산정을 위한 수리적 해석차원의 학습곡선 활용에 치중된 연구였다.

박성배(2002)는 TFT-LCD 산업의 학습효과에 대하여 분석하고 업계 선도전략을 도출하고자 하였다. 이러한 분석은 경영학 분야에서 활용되는 학습곡선의 전형적인 방법론이라고 할 수 있다. 우재식(1999)은 한국과 일본의 제조업 생산성 변화 요인을 학습효과라는 축면에서 분석하였다. 또한 학습효과를 학습에 의한 요인과 규모의 경제에 의한 요인으로 분해하여 어떤 요인이 크게 작용하였는지를 분석하였다.

2-2. 국외 선행 연구

국내외는 반대로 해외의 에너지부문에 대한 학습곡선 적용은 매우 활발하고 다양한 분야에 걸쳐 연구가 진행되었다. 이에 본 논문에서는 방법론, 2FLC(2 factor learning curve; 이변수 학습곡선), 신재생에너지, 기존에너지 기술, 에너지 시스템 모형의 다섯 분야로 나누어 각각에 적용된 사례에 대하여 살펴본다.

2-2-1. 방법론 관련

학습곡선을 다루는 대부분의 선행연구에 방법론과 관련된 언급이 있지만, 여기서는 방법론 자체만을 주된 논의의 대상으로 하는 연구사례를 살펴본다.

Woerlen(2004)은 연구방법론으로써 학습곡선의 추정, 적용 범위 등에 대하여 다루었다. 특히 학습곡선 적용시 논란거리가 될 수 있는 변수선택의 주의점, 시계열 자료 추정에 있어서 가성회귀²⁾(spurious regression)의 문제와 같은 통계적 추론 과정의 유의점 등을 정리하여 밝혀 두었다.

Wene(2000)는 학술목적이 아닌 문헌자료로써 학습곡선의 전반적 방법론과 신기술 출현에 대한 학습곡선 측면의 해석을 통하여 정부 또는 공공부문의 에너지기술 정책에 대한 시사점을 제시하였다. 또한, 학습곡선의 에너지시스템 모형에 대한 활용도 언급하면서 에너지기술과 관련된 사회적 요구 충족을 위한 정부 개입의 물리적 수준에 대한 측정 도구로서 역할도 다루었다.

Zangwill and Kantor(2000)는 학습곡선 방법론에 대한 다양한 비판적 문제 제기 및 이에 대한 해법과 논리를 제공함으로써 학습곡선에 대한 이론적 배경을 더욱 강화하였다. 한편, Criqui *et al.*(2000)은 에너지부문 기술 혁신과 변화의 요인 측면에서 학습효과를 검토함으로써 거시적 측면의 에너지 기술정책과 학습곡선의 응용에 대한 개념을 제공하였다.

2-2-2. 2FLC 관련

이변수 학습곡선(2FLC)은 Kouvaritakis *et al.*(2000)⁴⁾ 학습곡선의 독립변수로 연구개발에 의한 지식축적(learning by searching; LBS)을 포함하여 추정한 후 에너지 모형인 POLES의 입력자료로 활용하면서 처음 도입되었다⁵⁾. 그 후로 Barreto and Kypreos(2004), Miketa and Schrattenholzer(2004)가 ERIS 모형에 학습효과를 포함하려는 시도를 하면서 LBS에 대한 요소를 반영함한 2FLC의 실증분석 사례를 소개하였다. Berglund and Söderholm(2006)는 ERIS 모형의 학습효과 반영을 설명하면서 2FLC에 대한 내용을 다루기도 하였으나 실증분석은 없었다. 또한 Kobos(2002)와 Kobos *et al.*(2006)은 미국의 태양광과 풍력에 대한 2FLC를 추정하여 전력가격 산정과 에너지정책 모형에 반영할 수 있도록 하였다.

한편 Sagar and van der Zwaan(2005)은 에너지기술 혁신의 요소로써 상용화 투자와 연구개발의 중요성을 인식하고 이에 대한 실증적 방법으로써 2FLC를 다루었다.

이처럼 2FLC는 전 세계적으로도 분석사례가 많지 않은 현재 이론 정립이 진행 중인 분야로써 실증분석에 장

²⁾이와 관련된 내용은 뒤에서 자세히 알아봄

³⁾학습곡선과 에너지모형에 관한 선행연구 사례는 뒤에서 더욱 자세히 다룬다.

애요인이 많을 것으로 예상되지만 괄목할 만한 실증분석 성과가 기대되는 분야이기도 하다.

2-2-3. 신재생에너지 관련

신재생에너지 기술에 대한 학습곡선 추정은 다른 에너지기술에 비하여 더 많은 사례를 살펴볼 수 있다. 이유는 학습곡선의 척도 중 하나인 PR(progress ratio)은 이론적으로 생산물이 2배가 되어야 측정 가능하다. 따라서 이미 생산이 성숙단계에 접어든 기술은 생산량을 2배로 증가시키기 위한 시간이 길어지고 그에 따라 학습효과 측정을 위한 자료 수집 대상기간도 길어진다. 따라서 비교적 신규기술이면서 성장률이 높은 신재생에너지에 대한 학습효과 관측이 용이하며 연구사례도 더 많을 수밖에 없다. 더욱이 학습곡선의 특성상 미래의 불확실성이 큰 기술 예측에 알맞다는 점을 감안하면 현재에도 불확실성이 큰 신재생에너지 기술에 적합하다고 볼 수 있다.

또한 학습곡선으로 바이다운(buy-down) 비용을 평가할 수 있다는 점은 현재는 경제성이 떨어지기 때문에 보급을 위해서 아직까지 정부 개입이 요구되는 신재생에너지기술과 관련된 연구사례가 많은 요인 중 하나로 판단된다. 그러나 학습곡선의 특성상 실제 생산과 관련된 자료가 존재하여야만 추정이 가능하기 때문에 비교적 에너지생산 기간이 긴 태양광, 풍력, 바이오메스에 연구사례가 집중되어 있다.

● 풍력

Papineau(2006)는 누적 설치 용량, 누적 생산량을 독립변수로 각각 모형에 반영하여 덴마크와 독일의 풍력발전에 대한 학습곡선을 추정하였다. 또한 연구개발에 의한 생산량 변화를 추정하기 위하여 연구개발투자금액을 독립변수로 설정한 별도의 모형을 구성하기도 하였다.

Junginger(2005)와 Junginger, Faaij, and Turkenburg(2005)는 유럽의 풍력발전 시스템을 구성요소별로 나누고 그 중에 비용의 비중이 가장 큰 구성요소를 분리하여 학습곡선의 변수로 반영하였다. 또한 가격 자료와 비용 자료, 누적 설비용량과 누적 생산용량을 구분하여 적용함으로써 학습곡선의 방법론과 관련된 주제를 언급하기도 하였다. 특히 Junginger(2005)는 해상풍력발전 단지의 학습효과 추정을 통하여 비용절감 효과를 나타내는 요인을 파악하기도 하였다.

Neij *et al.*(2003)은 에너지정책 평가 도구로써 학습곡선을 연구한 유럽의 EXTOOL⁴⁾ 프로젝트를 다루었으며 풍력발전의 자료를 활용하여 학습곡선의 이론적 측면, 추정 및 활용, 세부기술에 대한 추정 등 여러 가지 주제

에 관한 실증분석의 결과를 도출하고 논의하였다.

Woerlen(2003)은 풍력발전의 학습효과가 전세계적이라고 가정한 후, 누적생산 대수와 누적설치 용량 자료를 활용하여 학습곡선을 추정하였다. 추정과정에서 자료의 선택에 따른 결과 해석의 차이에 대한 시사점을 제시하였다.

한편, Kobos(2002)와 Kobos *et al.*(2006)도 풍력에 대하여 다루었다. 특히, 풍력과 관련된 연구개발의 효과를 분석하기 위하여 2FLC를 적용하여 분석하였다.

● 태양광

Papineau(2006)는 풍력뿐만 아니라 미국과 전세계의 태양광발전에 대한 학습효과를 추정하였다. 독립변수로 누적 생산량, 누적 평균 생산량, 누적 발전량 등을 모형에 반영하였으며 풍력사례와 마찬가지로 연구개발에 의한 효과도 별도로 추정하였다.

Nemet(2005)은 태양광의 기술적 진척 요인을 모색하기 위한 방법론으로써 학습효과를 추정하였다. 모형 설정은 기존과는 다르게 비용, 설비규모, 발전량, 실리콘 소비량 실리콘 비용 등의 다양한 변수를 포함하여 향후 태양광 연구개발의 투자규모를 기준하여 보려는 시도를 하였다.

Schaeferrer *et al.*(2004)는 에너지정책 분석의 도구로써 학습곡선의 유용성을 검토하기 위하여 태양광발전에 대한 실증분석을 하였다. 추정된 학습곡선을 바탕으로 태양광과 관련된 정책을 평가하고 평가도구로써 학습곡선의 장단점과 잠재성을 검토하였다.

Duke(2002)는 태양광 발전의 바이다운 비용 평가 도구로써 학습곡선을 활용하여 정부의 보조금 지급 수준과 그로 인한 사회적 효용을 평가하였다.

van der Zwaan and Rabl(2003, 2004)는 태양광 기술이 상용기술에 대한 경쟁우위를 점하기 위하여 요구되는 비용관계를 학습곡선 추정 결과를 바탕으로 분석하였다.

● 바이오메스

Junginger(2005)와 Junginger *et al.*(2005)은 바이오메스를 연료로 이용하는 복합발전(combined heat and power; CHP)에 대한 학습곡선을 추정하였다. 또한 설비와 운전은 물론 연료로써 바이오메스 공급의 중요성을 인식하여 학습의 영역에 공급사슬(supply chain)을 포함하기도 하였다.

특히, de Visser(2004)는 바이오메스 CHP 설비 건설에 초점을 두고 학습효과를 추정하였다. 또한 Junginger(2005)는 스웨덴의 바이오메스 공급사슬 즉 바이오메스의 수송 과정과 관련된 학습효과 검증을 시도하였다.

2-2-4. 기존 에너지기술 관련

기존 에너지(conventional energy) 기술의 학습곡선 추정과 관련된 연구는 상대적으로 적다. 이유는 신재생에

⁴⁾EXTOOL은 'Experience curves: a tool for energy policy assessment'를 의미함

너지기술과 반대로 기존 기술은 신규기술에 비하여 성숙도가 높고 누적생산량이 많아서 이론적으로 생산량의 2배를 달성하여야만 이론적으로 학습효과가 관측되기 때문이다.

아래의 연구 사례들 중 일부는 기존 기술의 학습효과 측정만을 목적으로 하지 않은 경우도 있으나 상대적으로 사례가 적은 만큼 신재생에너지와 같은 비교적 신규 에너지기술에 대한 비교자료로써 가치를 지닌다고 판단된다.

Colpier and Cormland(2002)는 CCGT(combined cycle gas turbine)의 학습곡선을 추정하여 해당 기술의 시장 구조 변화 형태를 측정하고자 하였다⁵⁾. 실증분석 결과 유럽과 북미 지역의 100 MW 이상의 CCGT는 침체기(shakeout)에 있는 것으로 나타났다. 또한 천연가스 가격에 따른 중장기적 PR의 변화에 대해서도 고찰하였다.

Sharp and Price(1990)는 영국 화력발전소의 열효율, 노무비용, 전기가격을 이용하여 학습곡선을 추정하였다. 여기서 물리적 단위가 아닌 열효율을 이용하였기 때문에 자료에 대한 별도의 수학적 계산을 통하여 학습곡선을 추정하였다. 비록 연구의 주된 관심의 대상이 학습곡선 방법론이었으나 기존 화력발전 기술에 대한 실증 분석 사례라는 점에서 의의를 갖는다.

Rubin *et al.*(2004)과 Riahi *et al.*(2004)은 탄소 포집 및 격리 기술(carbon capture and sequestration technology; CCT)의 학습곡선을 추정하였다. 그러나 CCT는 현재 실적이 전혀 없는 연구 중인 기술이기 때문에 발전소의 이산화황(SO₂)과 질소산화물(NO_x) 제거 기술 관련 자료를 활용하여 CCT의 학습효과를 예측하였다. 이처럼 실적이 없는 CCT를 다른 기술 자료를 활용하여 추정한 이유는 해당 자료를 입력자료로 이용하는 에너지시스템 모형을 구성하여 미래 CCT의 효과를 가늠하기 위해서였다.

Lester and McCabe(1993)는 미국의 경수로(light water reactor; LWR)와 프랑스의 가압수로(pressurized water reactor; PWR)에 대한 학습효과를 추정하였다. 추정모형은 본 연구에서 살펴본 일반적 학습곡선 모형이 아닌 운전기간, 발전회사와 건설부지 등을 독립변수로, 이용률(availability)을 종속변수로 반영하였다. 추정결과 다양한 유형의 LWR을 보유한 미국보다 단일한 PWR을 운전 중인 프랑스의 학습효과가 높은 것으로 나타났다.

2-2-5. 에너지시스템 모형 적용

에너지기술의 학습효과에 대한 추정과정 자체만으로도 해당 기술에 대한 통찰력을 얻을 수 있다는 점에서 그 학술적 의미를 부여할 수 있다. 나아가 미래 에너지 기술의 비용 추이 등을 예측해 볼 수 있다는 점으로 인

⁵⁾ 학습곡선과 시장구조 변화의 관계는 뒤에서 자세히 다룸

하여 다양한 에너지시스템 모형의 기술 관련 입력자료로써 활용범위가 확대 되었으며 그에 따른 면밀한 분석이 가능하여지면서 선행 연구사례도 풍부하여졌다. 본 논문에서는 에너지시스템 모형관련 사례에 대하여 일반론, 상향식 모형, 하향식 모형별로 구분하여 살펴보도록 한다.

● 일반론 관련 사례

Capros and Vouyoukas(2000)는 학습곡선을 에너지 시스템 모형에 반영하는 연구로서 1990년대 후반 유럽에서 대규모로 수행되었던 TEEM(Energy Technology Dynamics and Advanced Energy System Modelling) 프로젝트에 관하여 설명하면서 에너지 시스템 모형의 내생적 기술 변화(endogenous technological change) 반영에 대한 일반론과 모형별 사례를 다루었다.

McDonald and Schrattenholzer(2002)는 선행연구에서 제시된 26개 학습곡선 추정치의 통계적 분포나 변동성을 분석하여 에너지시스템 모형의 장기 예측 적용과 관련된 유용성을 평가하였다.

● 상향식(bottom-up) 모형

Berglund and Söderholm(2006)과 Kram *et al.*(2000)은 학습곡선 추정치를 적용한 상향식 모형에 대한 선행 연구사례를 분석하였다(<Table 1> 참조).

학습곡선을 반영하게 되면 상향식 모형의 장점인 세부적 기술 묘사를 더욱 강화하지만, 하향식(top-down) 모형에서 가능한 기술 확산 등에 대한 고려는 무시될 수 있다는 점을 언급하기도 하였다. 학습곡선을 입력 자료로 활용한 상향식 모형은 MESSAGE, GINIE, MARKAL, POLES, ERIS, PRIME 등을 예로 들 수 있다.

한편 Manne and Barreto(2004)는 에너지 시스템 모형에 학습곡선을 반영할 때 지수함수의 특성에 기인하여 발생할 수 있는 볼록 비선형 계획법(convex non linear programming)의 지역적 최적해(local optimum) 문제를 해결하기 위한 알고리즘을 제시하기도 하였다.

● 하향식 모형 및 통합 모형

상향식 모형과는 반대로 하향식 모형은 기술에 대한 세부적 묘사가 상대적으로 용이하지 않기 때문에 모형의 입력 자료로써 학습곡선을 활용한 사례는 많지 않다. 다만, 학습곡선을 반영한 상향식 모형을 하향식 모형과 통합하려는 시도를 한 선행연구사례가 있으므로 살펴보도록 한다.

하향식 모형으로써 학습곡선을 적용한 실증분석은 에너지-환경-경제 통합모형으로 유명한 DICE 모형을 발전 시킨 ENTICE 모형에 학습효과를 반영한 사례였다(Popp, 2005). 특히, ENTICE 모형에 백스탑(backstop) 기술 개념과 연구개발에 의한 효과를 반영하였으며 기술의 변화에 따른 기회비용의 손실이라는 개념도 포함시켰다.

Kypreos(2005)와 Manne and Richels(2004)는 상향식

Table 1. Selected studies endogenizing learning curves in bottom-up models.

모형	선행연구	특징
MESSAGE	Messner (1997), Grubler and Messner (1998), Gritsevskyi and Nakienovi (2000), Riahi <i>et al.</i> (2004)	혼합정수계획법(Mixed Integer Program; MIP)에 의한 비용최적화 모형으로써 학습곡선은 하나의 독립변수로 추정
GENIE	Mattsson and Wene(1997)	발전부문 비용최적화 모형으로써 초기 투자를 통하여 학습효과를 실현할 수 있으며 기술의 락인(lock in)을 방지
MARKAL	Seebregts <i>et al.</i> (2000)	비용최적화 모형으로써 수백 개 이상의 공급부문 기술과 수요부문 기술을 포함할 수 있으며 학습곡선 적용시 MIP 적용 가능여부 판단이 주요 목적
POLES	Kouvaritakis, Soria and Isoard(2000), Kouvaritakis <i>et al.</i> (2000), Kouvaritakis, Criqui and Thonet (2000), Criqui and Viguier (2000)	SD(System Dynamics) 모형으로써 2FLC와 적응학습(adaptive learning)을 반영하였으며 연구개발부문의 자원배분으로부터 학습이 발현
ERJS	Barreto and Kypreos (2004), Kypreos <i>et al.</i> (2000), Barreto and Kypreos (2000), Capros and Chryssochoides (2000), Miketa and Schrattenholzer (2004)	전력부문의 비용최적화 모형으로써 2FLC를 반영하였으며 연구개발 부문 지식의 퇴화(depreciation)와 시간적 지체(time lag)를 고려
PRIME	Capros and Mantzos (2000, 200a, 2000b)	기술평가와 에너지정책의 관계 규명하기 위한 모형으로써 수요부문 기술의 내생적 변화와 공급부문 기술에서 규모의 경제를 반영

주 : Berglund and Söderholm (2006), Kram *et al.*(2000) 참고 재정리

모형과 하향식 모형을 통합한 MERGE(Model for Evaluating the Regional and Global Effects) 모형의 학습효과 반영에 관하여 다루었다. MERGE는 세계를 9개의 지역으로 나누고 각 지역의 공급부문을 상향식 모형인 ETA에 의해서 구성하며 ETA-MACRO는 학습효과를 반영하여 가격에 의해서 결정되는 에너지기술간 대체를 묘사하였다. 또한, 하향식 모형이자 거시경제 모형인 MACRO에 의하여 에너지시스템과 경제시스템의 피드백을 반영하였다.

3. 학습곡선 이론과 방법론

본 장에서는 위에서 살펴본 선행연구와 같은 응용을 위하여 학습곡선의 개념과 출현에서부터 적용 방법론 및 추정 변수의 선택과 사전 처리 등에 관하여 구체적으로 살펴보도록 한다.

3-1. 학습곡선의 개념과 출현

학습(learning) 효과가 처음으로 관찰되어 보고된 것은 1925년 미국 오하이오 주의 Wright-Patterson 공군기지 사령관에 의해서였다. 그리고 학습에 관한 최초의 실증적 연구는 Wright(1936)가 항공기 생산량과 비용에 대한 관계를 다른 평면에서 비롯되었으며 실행학습⁶⁾(learning by

by doing; LBD)을 반영하는 학습곡선 탄생에 결정적 기여를 하게 된다. 또한, Arrow(1962)는 LDB에서 경제학적 의미를 이끌어내 학습효과를 일반화하였다(Wene, 2000).

학습곡선 개념은 단순하면서도 적용범위가 넓었기 때문에 1960년대 Boston Consulting Group(BCG)에 의하여 기업의 경쟁전략 도출을 위한 도구로써 활용되었다. 또한, BCG(1970)는 1970년대 학습곡선이 각광받는 연구방법론으로써 자리 잡는데 기여하기도 하였다. 그러나, 당시의 학습 개념은 기업 내에 한정되어서 산업 전체 차원의 학습을 고려하지 못하였기 때문에 학습곡선에 의한 경쟁전략은 점차적으로 외연당하게 되었다(Papineau, 2006).

한편 BCG는 학습시스템의 경계를 투입요소까지 확대하여 '상호 결충 가능한(trade-off) 모든 비용 요소'를 포함하는 개념으로 확장시킴으로써 총비용까지 감안하도록 하였다. 이는 상품이 최종 소비자에게 도달될 때까지 소요되는 모든 비용을 의미하여 그러한 비용에는 상품 가치에 영향을 미치는 무형의 요소들에 대한 비용까지 포함된다. 따라서, 연구개발, 판매비용, 광고비, 간접

⁶⁾더욱 정확하게 언급하자면 생산을 통한 학습(learning by producing)

비는 물론이고 모든 그 외의 요소들이 비용에 포함된다. BCG는 총비용과 누적 생산량에 대한 관계를 파악하기 위해 경험곡선(experience curve)으로 그 개념을 확대하였다(Wene, 2000).

이처럼 최초의 학습곡선 개념은 LBD에 의한 비용 절감 효과를 의미하였다. 즉, 개인, 조직, 그리고 산업 내외의 학습을 통하여 경험이 축적됨에 따라 특정 재화를 생산하는데 필요한 노동력이 체감하는 현상에 대한 것이었다(Woerlen, 2004). 이러한 개념이 광의의 학습으로 확장되어 에너지 분야에 적용되면서 총비용 감소의 원인과 무관하게 제품이나 기술의 총비용이 전반적으로 감소하는 현상을 가리키게 되었다.

최근에 확장된 의미의 학습곡선인 경험곡선에 대한 관심이 에너지 분야에서 다시 고조되고 있다. 즉, 이전의 생산계획이나 전략적 경영이 아니라 내생적(endogenous) 기술변화나 에너지시스템 모형의 입력 자료로써 학습률 추정 등에 적용되고 있다⁷⁾(McDonald and Schrattenholzer, 2001).

Wene(2000)은 학습곡선 시스템에 대한 명확한 개념 정립을 위하여 사이버네틱스(Cybernetics) 모형을 활용하여 [Fig. 2]와 같이 도식화하여 나타냈다. 즉, 학습곡선을 이용하여 어떠한 재화를 생산해내는 시스템의 성과를 어떻게 측정하는지를 설명하였다.

학습 시스템은 블랙박스로써 단지 투입요소와 산출물을 갖는 시스템으로 가정한다. 여기서 투입요소는 회폐 단위로 측정 가능한 재화로써 원자재, 관련 지식, 인력, 에너지 등이 될 수 있다. 이러한 요소가 학습시스템 또는 생산 시스템에 투입되고 산출물로 정의되는 생산물 즉, 전기, 풍력발전기, 태양광발전 시스템 등 다양한 형

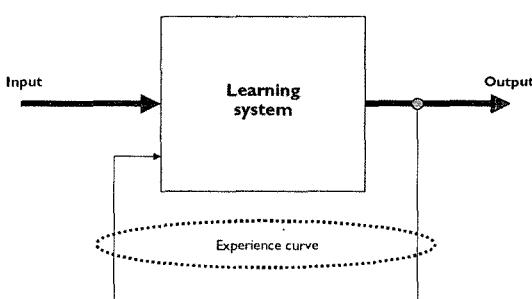


Fig. 2. Cybernetic model for a learning system.

⁷⁾에너지분야에 적용되는 학습곡선(learning curve; LC)이라는 용어는 경험곡선(experience curve; EC)과 혼용되어 사용되고 한다. 염밀히 말하면 LC는 노동자의 단위 노동시간 동안 학습에 의하여 얻어지는 비용 절감의 효과를 측정하기 위한 한정된 개념인 반면 EC는 재화 생산을 위한 모든 활동에서 얻어지는 총비용 절감의 효과를 측정하기 위한 폭넓은 개념이다(Papineau, 2006). 본 논문에서 LC는 총비용 절감 효과를 측정하기 위한 개념으로 사용한다.

⁸⁾이에 대한 논의는 뒤에서 다룬다.

태로 나타난다. 이때 산출물은 다양한 물리적 단위에 의하여 표현 가능한 형태로 생산된다. 이처럼 투입요소에 대한 산출물의 전환함수가 시스템의 성능을 나타낸다(Neij et al., 2003).

[Fig. 2]에서 투입요소와 산출물 간의 상호작용을 피드백(feed back)으로 표현하였고 이러한 피드백에 의해서 학습시스템(생산 시스템) 즉, 블랙박스로 표현된 전환함수의 성과에 영향을 미친다. 이때 피드백을 학습으로 정의하기도 한다.

이러한 모형은 학습이 경쟁적 환경에 의하여 평가되는 생산물을 만드는 활동의 결과임을 의미한다. 바꿔 말하면 생산물이 없는 시스템에는 학습효과가 없는 것이고, 생산과 축적이 없는 기술은 학습곡선을 만들 수 없음을 의미한다. 즉, 연구개발만으로는 기술이 비용 효율적으로 될 수 없음을 역설한다(Wene, 2000).

3-2. 학습곡선의 방법론

대부분의 연구에서는 일변수 학습곡선(single factor learning curve)의 추정 및 활용이 주류를 이루었으나 Kouvaritakis et al.(2000)⁹⁾가 2FLC 개념을 도입하였다. 본 논문에서는 각각에 대하여 살펴보도록 한다.

3-2-1. 일변수 학습곡선

학습곡선의 수학적 표현은 일반적으로 다음과 같다.

$$UC_i = c \cdot CUM_i^a \quad (1)$$

여기서 CUM은 해당산업의 누적 생산량 또는 설비량(cumulative production or installed capacity), UC는 생산 또는 설비에 대한 단위비용(unit cost), a는 학습지수(learning index; LI)를 의미하여 a값이 클수록 학습효과가 높음을 의미한다.는 비용자료에서 첫 번째 시점의 비용이다. t는 주어진 시점을 의미한다.

식 (1)은 수학적으로 매우 편리한 점이 있다. 예를 들어 변수의 추정치는 추정과정에 사용되는 자료의 첫 번째 시점과 독립적이다. 또한 기술의 개발이나 확산 단계와 완전히 독립적이다. 이는 산출물의 비용감소가 체감함으로써 함께비용 체감을 반영하였다. 그러나 이 수식에는 비용 감소에 한계가 없는 것으로 규정되어 있다¹⁰⁾. 일부 학자는 인간의 창의력과 경쟁이 지속적 비용 감소의 기회를 제공할 것이라고 생각하기 때문에 이러한 점을 수용하기도 한다(Woerlen, 2004).

한편 식 (1)의 LI 수치 자체만으로는 학습효과를 쉽

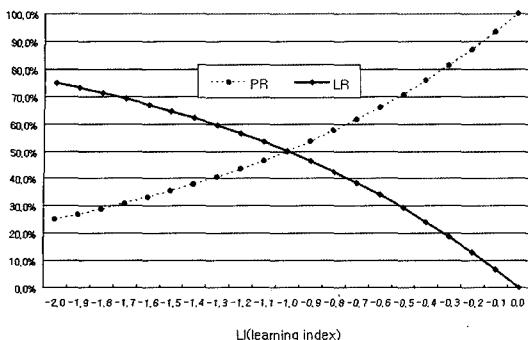


Fig. 3. Relationship among LI, PR and LR.

게 인지할 수 없기 때문에 b에 대한 추정결과는 진보율(progress ratio; PR)과 학습률(learning rate; LR)의 변환된 형태로 나타내어 표현한다. 즉, PR은 누적 생산량을 2배 증가시켰을 때 상대적 비용 감소 수준으로 정의⁹⁾하고 다음과 같이 나타낸다.

$$PR=2^a \quad (2)$$

따라서, 추정된 LI가 -0.29 라면 PR은 $2^{-0.29}=0.82$ 로써 백분율로 표현하면 82%이다. 이는 LI가 -0.29 일 경우 누적 생산량을 2배 증가시켰을 때 비용은 82% 수준으로 떨어진다는 것을 의미한다. 한편 LR은 다음과 같이 나타낸다.

$$LR=1-PR \quad (3)$$

식 (3)의 LR은 누적생산량이 2배 증가할 경우의 비용 감소 비율을 PR보다 더욱 명시적으로 나타낸다. 즉, PR이 82%라면 LR은 18%로 누적 생산량이 2배가 되면 감소되는 비용은 생산량 증가 이전의 18%임을 의미한다. [Fig. 3]은 LI에 따른 PR과 LR의 변화를 나타낸 것이다.

3-2-2. 이변수 학습곡선

RD&D 단계에서부터 학습효과는 발생하며 그에 따라 학습곡선 추정에는 RD&D와 관련된 변수가 포함되어야 한다는 주장과 그에 따른 실증분석으로 2FLC가 등장하였다(Berglund and Söderholm, 2006; Barreto and Kypreos, 2004; Kobos et al., 2006; Kobos, 2002; Kouvaritakis et al., 2000; Miketa and Schrattenholzer, 2004). 식 (4)는 RD&D를 반영한 학습곡선인 2FLC의 일반적 형태이다.

$$^9) PR=\frac{c(2CUM_t)^a}{cCUM_t}=2^a$$

¹⁰⁾식(1)의 LI와 식(4)의 LDI는 수식 상으로는 차이가 없다. 그러나 누적생산량과 연구개발의 효과를 동시에 고려하여 추정하는 학습효과와 누적생산량만 고려하는 학습효과는 구분되어 다루어져야 한다는 이론적 해석(Barreto and Kypreos, 2004; Miketa and Schrattenholzer, 2004)을 따르기 위하여 각각을 구분하여 별도로 표기한다.

$$UC_t=a\bullet CUM_t^a\bullet KS_t^b \quad (4)$$

여기서, KS는 지식 누적량(knowledge stock) 측정을 위한 변수로써 일반적으로 RD&D에 투입된 누적비용을 변수로 활용한다. 식 (1)과 달리 a는 LDI(learning by doing index), b는 LSI(learning by searching index)를 나타낸다¹⁰⁾. 그 외의 변수는 식 (1)과 같다.

일변수 학습곡선에서 PR 개념을 도입한 것과 마찬가지로 2FLC에서도 적용의 편의를 위해서 LDR(learning by doing rate)과 LSR(learning by searching rate)을 다음과 같이 정의한다.

$$LDR=1-2^a$$

$$LSR=1-2^b$$

(5)

여기서 식 (5)의 LDR과 식 (3)의 LR이 수식상으로는 동일하나 LR은 LBD(learning by doing)에 의한 부분적 효과만을 측정하는 반면 LDR은 연구개발의 효과와 동시에 고려할 때의 LDB 효과라는 차이가 있다. LSR은 LDR과 동일한 개념으로 LDB 대신 LBS(learning by searching)의 효과 측정을 위한 것이다(Barreto and Kypreos, 2004; Miketa and Schrattenholzer, 2004).

2FLC는 현재도 이론적 기반이 정립 중이며(Barreto and Kypreos, 2004) 관련 자료의 접근성(accessibility)에 따라 적용가능여부가 결정된다. 그리고, R&D의 효과는 지속적인 혁신보다는 시차를 둔 특정시점의 비용절감에 영향을 미치며 과거의 R&D가 시간이 지남에 따라 그 영향이 감소하듯 기술지식도 퇴보하기 때문에 2FLC 적용의 적정성에 대한 논란(Berglund and Söderholm, 2006)도 있다.

한편, Kobos et al.(2006)은 연구개발에 의한 학습효과 추정에 있어서 장애요소들을 밝혔는데 이는 2FLC 관련 연구가 적은 이유가 되기도 한다. 그 내용을 요약하여 보면 다음과 같다.

첫째, 연구개발과 관련된 투자에 대한 정확한 자료를 획득하기는 매우 어렵다. 특히 민간의 산업부문의 투자에 대한 자료 확보는 더욱 쉽지 않다. 하지만 공공부문에 의한 연구개발 투자는 OECD 회원국과 같은 경우 다양한 경로를 통한 획득이 비교적 용이하다. 따라서 국가 차원의 2FLC 추정에 있어서 민간부문의 연구개발 투자를 포함할 수 없다는 점은 제약요소로 작용하기도 한다.

둘째, 과거 연구개발 투자로부터 실현되는 현재 기술

의 비용절감 효과는 계속적으로 유지되지 않는다. 즉, 특정기술에 대한 수십 년 전의 연구개발 투자가 현재까지도 효과를 발휘한다고 보기에는 무리가 있다는 주장으로 기술지식의 퇴보효과를 감안하려는 것이다. 그러나, 대부분의 경우 퇴보의 정도를 추정하기보다는 몇 개의 시나리오로써 가정하여 계산하는 경우가 많다. 더욱이, 기술지식 퇴보의 정도를 정량적으로 추정하기에는 변수 선택이나 추정결과에 대한 논란의 여지가 다분하다.

3-3. 학습곡선의 추정 및 변수

학습곡선은 식 (1)과 식 (4)를 로그함수로 변환한 후에 선형 회귀를 통하여 추정할 수 있다.

$$\begin{aligned} \log UC_i &= \log c + \log CUM_i \\ \log UC_i &= \log c + \log CUM_i + b \log KS_i \end{aligned} \quad (6)$$

실증 연구들에서는 식 (6)에 대하여 일반적으로 OLS (Ordinary Least Square)를 이용하여 변수를 추정하며 독립변수와 종속변수 각각에 대한 자료만을 요구한다. 또한, 집계(aggregation) 수준이 높은 자료를 바탕으로 실증분석을 하기 때문에 미래의 기술 세부 사항에 대한 추가적 지식을 필요로 하지 않는다(Woerlen, 2004). 식 (5)에 대한 추정 과정에 있어서 독립변수와 종속변수 선택에 따라 구분하여 살펴보면 다음과 같다.

3-3-1. 종속 변수

에너지 그 자체에 대한 비용 자료는 여러 가지 이유로 얻기 힘들다. 즉, 실제 에너지 생산량은 지역적 부하율과 연료 공급에 따라 다르다. 또한 연료 가격과 유지보수(operation and maintenance; O&M) 비용의 변동은 추가적 불확실성을 유발한다. 더욱이, 학습에 의해 달성된 비용 감소의 상당부분은 장기적 연료 가격 추이와 유지관리 비용의 변화에 의해 그 효과가 반감될 수 있다.

학습곡선을 활용하여 서로 다른 에너지 기술을 비교할 때 항상 단위 에너지 비용을 기준으로 평가되어야 한다. 이유는 에너지 기술 내부의 변화뿐만 아니라 서로 다른 기술의 상대적 비용에 영향을 미치는 다른 변화 요인들을 반영하여 나타낼 수 있기 때문이다. 또한, 단위가 일치된 학습곡선을 통해서만 바이다운(buy-down) 비용 평가가 가능하다. 그렇게 하기 위해서는 연료가격과 그 양, 부하율 등에 대한 기준 조건을 정의할 필요가 있다. 미래의 비용절감 추정을 위해, 기준 조건 또한 미래에 대한 추정이 필요하다. 이러한 명백한 가정은 경험곡선의 특성이 장기적 기술 평가를 위한 상당히 이론적 인(abtract) 도구임을 의미한다. 즉, 중단기의 에너지 시스템 설계를 위한 세부적 계획 방법과는 거리가 있는 것이다.

한편 종속변수에 대한 또 하나의 문제는, 비용과 가

격 중에서 어떤 자료를 사용할 것인가이다. 그러나 학습곡선이론은 설비 혹은 에너지 생산 비용과 관련이 있다. 학습곡선에 대한 대부분의 에너지 기술 실증분석은 가격 자료를 사용하고 있는데 이는 비용 자료보다 획득이 쉽기 때문이다. 비용 대신 가격을 적용할 경우 연구자들은 시장구조에 대한 암묵적 가정을 한다¹¹⁾. 왜나하면 경험곡선은 수년간의 실적 자료를 포함하고 있기 때문에 가격 자료를 사용한 경우 에너지 기술 시장의 구조적 변화는 제외되어야 한다. 비용과 가격에 관한 여러 가지 경향의 주요 요인은 신규 에너지기술에 대한 시장 전환 정책과 보조금 변화에 있다.

3-3-2. 독립변수: 학습 또는 경험의 측정

학습 또는 경험의 측정 정도를 측정하기 위해서는 학습곡선 추정방법을 염두에 두고 변수를 선택해야 한다. 누적 생산량이 학습량 측정에 적절하지만 자료 접근성, 국제적 집계 측면에서는 누적 설비용량이 더 용이하다. 지식의 누적량 측정을 위하여 일반적으로 연구개발 투자에 대한 자료를 선택한다. 대부분의 경우 공공부문의 연구개발 자료의 확보는 용이하나 민간부문의 자료는 확보가 용이하지 않은 경우가 대부분이다. 이러한 경우 누적 설비를 공공부문에 의한 범위로 한정하는 등의 조정 작업이 요구되기도 한다.

또한 다른 산업으로부터 잉여효과(spillover effect)가 존재할 때, 비용 절감에 대한 추정은 왜곡 가능성성이 있다. 이는 기술적 근원이 서로 다른 산업분야에 있는 경우 문제가 된다. 또한 기술 설계가 변화하는 경우도 있는데 생산 다양화의 방편이나 신규 응용제품에 사용될 기술을 개발하는 경우이다.

학습과 축적된 경험의 속성은 어떤 기술로 검증되느냐에 따라 달라진다. 예를 들어 태양광전지로부터 얻어진 경험이 반도체 재료 개발에 사용될 때의 결과물과, 최근에 각광받는 재료에 관한 것이 경험 측정에 포함되었을 때의 결과물은 완전히 다르다. 이런 현상은 기술에 특화된 것이어서, 일반화시키기 어렵다.

일반적인 경우, 국제적으로 축적된 경험이 학습곡선의 변수로 사용되어야 한다. 원자력은 예외로 하고 에너지 시장은 대부분 세계화되어 있기 때문이다. 그러나 만약 지역적으로 기술의 역학구도가 존재한다면 해당기술에 관한 시계열자료가 불일치할 수 있다. 더욱이 국제적 자료는 때때로 접근하기 상당히 어려운 경우가 있을 수 있으며, 여러 국가에서 동시에 개발되는 기술은 그러한 경향이 더욱 강하다.

3-3-3. 변수의 사전 처리

식 (1)에서 비용은 대부분 시계열 형태의 자료이다.

¹¹⁾이에 대해서는 뒤에서 자세히 다름.

시계열 형태의 화폐단위는 현실을 제대로 반영할 수 없는 명목(nominal) 비용이므로 디플레이터(deflator)¹²⁾에 의해서 실질(real) 비용으로 환산하여야만 한다. 이는 식 (7) 같이 나타낼 수 있다.

$$c_{t,\text{real}} = \frac{c_t}{k(t)} \quad (7)$$

여기서 $c_{t,\text{real}}$ 은 디플레이터로 수정된 t년도의 실질 비용, c_t 는 t년도의 명목비용, $k(t)$ 는 t년도의 디플레이터로써 일반적으로 GDP 디플레이터를 활용한다. 때로는 적용되는 디플레이터에 따라서 추정값이 달라지는 경우도 있으며 그에 따른 선택도 염두에 두어야 한다(Sharp and Price, 1990).

한편, 앞서 언급한 바와 같이 학습곡선은 전세계의 자료를 다루기 때문에 경우에 따라 국가별로 상이한 환율을 일치시켜야 하는 문제가 있다. 이 경우 식 (8)과 같이 기준 통화로 통일시켜야 한다.

$$c_{t,\text{ref}} = \frac{c_{t,\text{real}}}{k_{\text{curr}}(t)} \quad (8)$$

여기서 $c_{t,\text{ref}}$ 은 기준 환율로 계산된 t년도의 명목비용, $c_{t,\text{real}}$ 은 변환되어야 하는 t년도의 실질비용, $k_{\text{curr}}(t)$ 은 기준환율을 나타낸다. 한편, 기준환율에 따라 PR이 다소 달라지며 국가간 비교를 위해 환율을 적용할 경우 오차의 변동폭에 대한 고려가 필요하다(Junginger, Faaij, and Turkenburg, 2005).

3-3-4. 시계열자료의 가성 회귀 문제

학습곡선 추정을 위한 종속변수와 독립변수는 시계열 자료를 활용하게 된다. 그러나 시계열자료의 불안정성¹²⁾에 대하여서는 이미 Granger and Newbold (1974)에 의하여 실증되고 Phillips(1986)에 의하여 이론적으로 증명되었다. 즉, 두 변수 사이에 아무런 상관관계가 없다고 하더라도 시계열변수가 불안정적이라면 회귀계수의 값이 표본수가 커짐에 따라 증가하여 회귀분석결과를 오도하는 가성회귀(spurious regression)의 문제를 초래한다. 실제로 이 가성회귀의 문제는 많은 경우에 있어서 두 변수가 상호 독립적이라는 귀무가설을 잘못 기각하게 되는 원인이 되기도 한다.

시계열이 안정적인 경우 그 시계열에 주어지는 무작위적 충격(random shock)은 오직 잠정적인 효과만을 초래하는 반면 불안정적인 경우에는 무작위적 충격이 누적되고 미래치에 대한 영속적인 영향을 미친다. 이 때

문에 불안정시계열을 적분시계열(integrated process)¹³⁾라고도 부르며 자기회귀모형(auto-regressive model)으로 표시했을 때 그 특성근이 1이기 때문에 단위근(unit root)을 갖는다고도 말한다(Maddala and Kim, 1998).

이처럼 시계열 자료를 활용한 학습곡선 추정에 있어서 가성회귀의 문제가 발생하게 되지만 대다수의 선행 연구에서는 언급하지 않고 회귀분석을 수행하였다. 다만, Woerlen(2003)은 가성회귀 문제를 인식하고 단위근 검정을 시행하였으며 Woerlen(2004)이 가성회귀에 대한 내용을 정리하여 언급하였을 뿐이다. 이러한 시계열 자료 추정에 의한 가성회귀의 문제를 간과한 이유를 정확히 언급한 문헌은 없다. 그러나 학습곡선 추정과 관련된 자료 획득에 많은 어려움이 있기 때문에 가성회귀의 문제로 인하여 어렵게 획득한 자료를 폐기하기보다는 회귀분석에서 얻을 수 있는 작은 통찰력이라도 활용하려는 의도로 판단된다.

3-4. 변수선택에 따른 학습곡선 추정 유형

학습곡선의 유형은 추정을 위한 종속변수와 독립변수를 어떤 기준으로 선택하느냐에 따라 달라진다. 변수선택의 문제는 학습곡선 방법론을 적용할 때 언제나 논의되는 문제였다. 그러나 최근의 문헌(de Visser, 2004; Junginger, 2005; Neij et al., 2003)에서는 이러한 문제를 일반화시키려는 시도를 함으로써 변수에 따른 학습곡선의 유형을 분류하였다([Fig. 4] 참조).

Neij et al.(2003)은 [Fig. 4]와 같이 학습곡선을 크게 두 가지 형태로 나누었다. 즉, 학습이 발생되는 장소를 어디로 보는가(experience perspectives)와 학습시스템에 어떻게 접근(system approach)하는가에 따라 분류하였다. 각각의 방식에 대하여 살펴보면 다음과 같다.

3-4-1. 학습 발생 장소에 따른 분류

학습발생 장소에 따른 분류는 다시 둘로 유형을 나누어 생산 측면(production perspective)과 시장 측면(market perspective)으로 나누어 분류하고 그에 따라 변수를 선택하였다. 생산 측면이란 생산에 근거한 학습과정을 다루며 특정 생산자의 생산량 및 비용 등을 변수로 선택한다.

반대로 시장 측면이란 시장 또는 개별 국가에 따라 학습과정을 설명하며 시장(국가)별 설비 용량 및 생산 물량 등을 변수로 활용한다. Neij et al.(2003)은 이러한 분

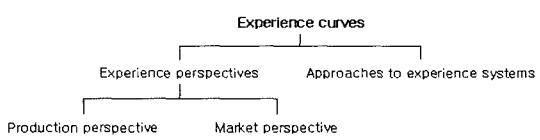


Fig. 4. Classifications for the types of a learning curve.

¹²⁾어떤 시계열변수가 단기적 충격에 의하여 그 추세치에서 이탈하더라고 중국에는 추세로 돌아가려는 경향을 안정성(stationarity)이라 하는데 회귀분석방법론은 변수의 안정성을 전제한다(최범수, 1989)

Table 2. Types of experience curves developed for wind turbines.

발생장소	유형	세부내용
제조사별	국가별 특정 기간의 국가별 국가별 용량별	
생산측면	국가별 세부(specific) 발전 비용	
	국가별 균등화 발전 원가	
시장측면	국가별 설치된 터빈	특정기간의 국가별 국가별 발전비용

류에 의하여 <Table 2>와 같이 변수를 선택하고 그 유형을 정하였다.

3-4-2. 학습시스템 접근에 따른 분류

학습 시스템에 대한 접근은 관심의 대상이 되는 시스템을 어떻게 세분화 또는 통합하여 보는가에 따라 달라진다. 이러한 시스템 접근의 문제는 학습시스템의 경계(boundary)를 어디까지로 보는가의 문제로 귀결되는데 Junginger(2005)와 Junginger, Faaij, and Turkenburg(2005)는 풍력발전시스템을 대상으로 이를 잘 나타내었다.

[Fig. 5]는 전체 시스템(A)에서 비율이 가장 높은 '풍력단지 투자비용'을 다시 세분한 시스템(B)과 풍력단지 투자비용에서 비중이 가장 높은 '터빈비용'의 구성요소를 세분화한 시스템(A)으로 구분하여 학습곡선을 추정

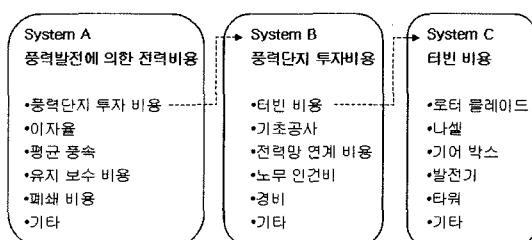


Fig. 5. System boundaries for different wind energy learning systems.

Table 3. Different types of experience curves.

독립변수(UC)	종속변수(CUM)
설치/생산된 누적 용량(kW)	설비단가(/kW)
누적 발전 용량 원드 터빈 설치/생산 대수	전력가격(/kW)

한 경우를 보여준다. 이에 따른 변수의 선택은 <Table 3>과 같다. 여기서 각 변수조합에 따른 PR은 모두 달랐으며 시스템의 차원이 다르기 때문에 각 추정치에 대한 직접적 비교가 불가능한 경우도 발생하였다(Junginger, 2005).

4. 학습과 비용절감의 요인

앞서 언급한 바와 같이 학습곡선에서는 시스템 내부를 블랙박스로 가정하고 학습에 의한 비용절감의 구체적 요인을 고려하지 않는다. 그러나 일반적으로 논의되는 비용절감 요인을 제대로 파악하여야만 학습곡선으로부터 현실세계에 대한 정확한 통찰력(insight)을 얻을 수 있으며 학습곡선의 추정에 있어 올바른 변수를 선택할 수 있다. 또한 학습곡선 추정의 궁극적 목표중 하나가 학습이 잘 발생하는 조건을 파악하여 이러한 조건을 극대화시키는 데에 있다고 보면 비용절감 요인 파악의 중요성은 더욱 강조된다.

에너지 기술의 학습 및 비용절감과 기술 경쟁 향상에 대한 요인은 다음과 같은 몇 가지로 정리할 수 있다(Junginger et al., 2005; Neij et al., 2003; Sagar and van der Zwaan, 2005; Woerlen, 2004). 즉, 연구에 의한 학습(learning by searching; LBS), 사용에 의한 학습(learning by using; LBU), 상호작용에 의한 학습(learning by interacting; LBI), 실험학습(learning by doing; LBD), 생산 설비에 대한 규모의 경제(economies of scale), 설비 증설(upsizing), 설비의 품질과 효율의 증진, 확산과 표준화, 시장 상황 등이다. 이러한 요인들을 재화 또는 에너지기술의 연구개발단계부터 시장성숙 단계로 구분하여 배치하면 [Fig. 6]과 같다.

각 단계별 학습 메커니즘은 아래와 같다. 단, 여기서 명시된 메커니즘은 해당 단계에만 존재함을 의미하기보다는 각 단계별로 기재된 메커니즘이 지배적으로 작용

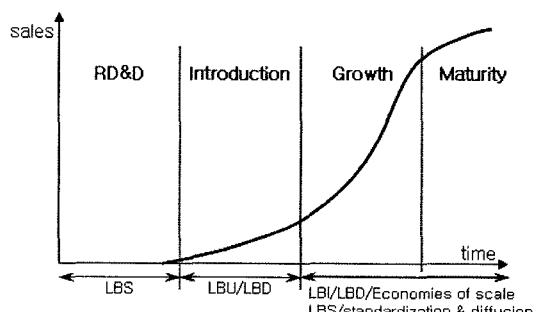


Fig. 6. Learning mechanisms in the technology growth cycle.

함을 나타낸다. 즉, 모든 단계마다 다양한 메커니즘이 작용하며 실제로는 그것을 명백히 구별하기란 매우 어려운 작업이다(Junginger *et al.*, 2005).

4-1. 연구개발 · 실연(RD&D) 단계

RD&D(research, development and demonstration) 단계는 LBS가 가장 두드러진다. 이 단계에 LBS는 대부분 재화 또는 기술 자체에 반영되어 근본적 시스템에 영향을 끼치는 경우가 대부분이다. 한편, LBS가 성장(growth)이나 성숙(maturity) 단계에도 영향을 미치기도 하나 근본적 형상이나 메커니즘을 변형시키는 경우는 드물다.

한편, 2FLC는 기술의 출현과 혁신에 있어서 학습효과와 관련된 영향을 파악하기 위한 변수로 LBS를 활용하려는 시도를 한 것으로 볼 수 있다.

4-2. 도입(Introduction) 단계

RD&D를 거쳐 시장에 도입되는 단계는 LBU 또는 LBD가 우세한 단계로써 시장에 재화나 기술이 시장에 진입하게 되는 경우이다. 비록 RD&D 단계를 거친다고 해도 재화나 기술이 완전히 개발되는 것은 아니기 때문에 사용 경험에 의한 피드백(feedback) 등으로 부분적 향상이 가능하다.

LBU에 의하여 에너지 설비는 시간이 지남에 따라 질적 변화를 가져올 수도 있다. 즉, 단위 생산 비용이 비례적으로 증가되지 않으면서도 효율적 에너지 전환이 가능하다. 예를 들어, 풍력 에너지 변환기의 규모 증가와 비용 증가가 항상 비례하는 것은 아니며, 단위전력 용량당 한계 비용 감소로 연결될 수 있다. 또한 연료사용 효율은 발전기의 품질과 규모의 변화에 따라 향상되고, 에너지 서비스 비용은 더욱 감소될 수 있다.

LBU에 따른 효율의 변화를 학습곡선에 반영할 수도 있는데 경험을 측정할 수 있을 뿐만 아니라 비용을 고려할 수 있는 단위여야만 가능하다. 일부 설비는 특정 틈새시장에만 적용되어 규모의 비경제가 존재하는 경우도 있기 때문에 기술 확산의 후반에 질적 변화로 인하여 별도의 비용 증가가 발생하기도 한다.

4-3. 성장 및 성숙 단계

성장 및 성숙단계에는 다양한 학습 메커니즘이 작용한다. 즉, LBI, LBD, LBS, 규모의 경제, 표준화, 확산 등이 동시에 또는 순차적으로 작용한다. 하지만, 현실세계에서는 이러한 메커니즘의 경제가 명확하지 않은 경우가 대부분이다. 각 메커니즘은 다음과 같다.

4-3-1. 상호작용에 의한 학습(LBI)과 표준화

기술의 확산과 관련된 메커니즘으로써 연구기관, 산업,

최종 사용자, 정책결정자 등의 네트워크에 의하여 상호작용이 강화되어 학습이 이루어진다. 또한 확산의 중요한 결정요인인 표준화에 의하여 성공적 기술이 틈새시장으로부터 주요 시장으로 확산되는 시간과 자본을 절약할 수 있다. 즉, 표준화를 통하여 간접비용과 호환비용을 절감할 수 있다. 한편 표준화 후 확산이 일어나는 경우와 반대로 어떠한 특정기술이 시장의 지배적인 기술이 되어 확산된 후 표준으로 자리 잡는 경우도 있을 수 있다.

4-3-2. 실행학습(LBD)

기업 또는 어떤 종류의 조직이든 공정 반복으로 인하여 생산성이 향상되는 경우 언제나 경험 축적에 의한 비용 절감이 이루어진다. 축적된 경험을 통한 비용 절감은 기업 내에서도 가능하지만, 산업 내의 다른 기업으로부터 또는 타산업으로부터 잉여효과(spillover effect)를 통해 비용절감을 실현할 수도 있다. 인적자원의 이동과 모방 행동은 산업 내 이동을 가능케 하는 원인이며, 'LBD'와 함께 연관 지을 경우 단일 기업에 적용할 수도 있다. Argote and Epple(1990)은 LBD와 반대의 효과를 지닌 "조직적 망각"¹³⁾이 발생하는 사례를 보이기도 하였다.

4-3-3. 생산과 투입요소에서의 규모의 경제

비용 절감의 전통적 요인은 생산 공정과 투입요소의 획득에 대한 규모의 경제이다. 공산품 생산이 수공업에서 대량생산으로 발전할 때 단위 비용은 일정 비율로 감소한다. 즉 대규모 생산을 위한 원자재를 저렴한 가격으로 구매할 수 있으며 행정비용이나 거래 비용이 줄어들게 된다.

규모의 경제를 설비 증설(upsizing)과는 별도의 메커니즘으로 보는 견해(Junginger *et al.*, 2005)도 있으나 단위 생산비용을 감소시키는 설비용량의 확장과 규모의 경제와는 명확한 구분이 어려운 면이 있다. 또한, 표준화에 의하여 설비 증설이 가능해지며 그로 인해 규모의 경제가 달성되기도 한다.

4-3-4. 시장 상황(market conditions)

시장상황은 대부분의 단계에 연관될 수 있으나 시장의 성장이나 성숙단계에 특히 지배적일 수 있다. 이론적으로 시장이 경쟁적이라는 조건이 충족되지 않으면 지금까지 언급된 모든 메커니즘은 단위생산비용이나 기술의 가격에 아무런 영향을 끼치지 못한다. 독과점시장에서는 생산비용보다 높은 가격을 책정할 수 있을 뿐만 아니라, 비경쟁적 시장구조에서는 시장 참여자들이 제품이나 생산공정 개선 요구로부터 자유로울 수 있다. 따라

¹³⁾Li and Rajagopalan(1998)은 지식의 퇴보(knowledge depreciation)에 대한 수식 모형을 제시하며 이론적 측면을 하여 다루기도 하였으며 이러한 논의는 Kobos *et al.*(2005)과도 연결되는 부분임

서 학습이나, 효율 개선이 경쟁적 시장보다 더 천천히 실현된다. 또한, 수요측면의 시장성숙도나 잉여효과 등도 경제적, 기술적 측면에서 학습 속도와 산업표준의 개선에 영향을 미침으로써 비용절감에 간접적인 영향을 미칠 수도 있다. 특히, 투입 요소 시장 상황의 변화도 학습효과와 비용 절감에 있어 큰 역할을 할 수 있다. 그러나 이러한 부분까지 학습곡선에 반영하기는 쉽지 않다.

5. 학습곡선의 해석과 응용

이상에서 살펴본 내용을 바탕으로 본 장에서는 현실 세계의 에너지기술 학습효과와 관련된 해석과 그에 따른 응용에 대하여 알아본다.

5-1. 종속변수의 자료 선택에 따른 해석¹⁴⁾

학습곡선에서는 이론상으로는 비용자료를 종속변수로 활용하나 특정산업에서는 비용자료 획득이 용이하지 않은 경우가 있다. 이러한 경우 비용 대신 가격자료를 활용하는데 각각의 종속변수 선택에 따라 그 결과의 해석은 다음과 같이 구분된다.

5-1-1. 비용자료 선택에 따른 기술 구조 변화 분석

먼저 비용자료를 종속변수로 이용하는 경우 획기적 연구개발, 즉 중대한 기술적 변화 혹은 생산공정 전환이 학습시스템에 어떻게 반영되는지를 해석할 수 있다.

예를 들어, 박막 태양광 전지 생산이나 가스 터빈의 내열성 신소재 개발 등과 같은 변화들을 기술구조 변화라 하며 공정상 급격한 변화가 발생한다. 즉, 기술 패러다임의 전환으로 신규 기술 또는 기술 개발 방법에 중대한 변화 등이 나타난다. 이러한 변화는 학습곡선의 학

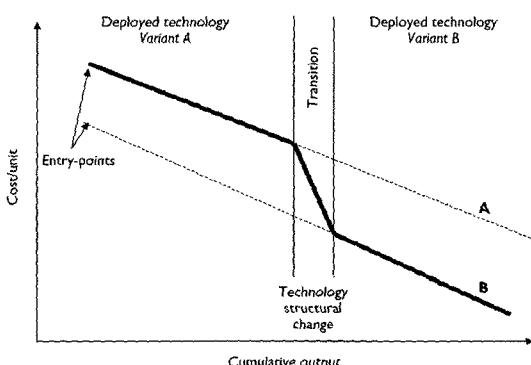


Fig. 7. Change of technology structure.

¹⁴⁾Colpier and Cornland(2002), Wene(2000), Junginger(2005), Junginger, Faaij, and Turkenburg(2005)의 내용을 재정리

습률 즉, 기울기 변화의 형태로 나타난다.

기술구조 변화가 존재하는 학습시스템을 대상으로 비용자료를 활용하여 학습곡선을 추정하였다면 [Fig. 7]과 같은 기술 구조 변화를 관찰할 수 있다. 전환(transition) 기간 이전에는 A기술이 적용되지만, 전환 기간동안의 사결정자는 B기술의 이점을 인지하고 B기술을 적용하게 된다. 여기서, A, B 두 기술이 유사하다면, 전환 기간동안 B기술은 A기술로부터 학습된 경험을 활용할 수 있다. 이처럼 비용자료를 활용할 경우 기술의 본질적 변화가 학습곡선에 그대로 반영됨을 알 수 있다.

5-1-2. 가격자료 선택에 따른 시장 구조 변화 분석

BCG(1968)는 가격자료를 종속변수로 활용하는 학습곡선과 비용 학습곡선의 관계를 분석하여 [Fig. 8]과 같은 신규 상품의 시장 도입 가격-비용 주기를 주장하였다. 즉, 시장 도입 가격-비용 주기는 개발(development)-가격우산(price umbrella)-침체(shakeout)-안정(stability) 4 단계를 거친다는 것이다.

개발 단계에서 최초 생산자는 가격을 비용보다 낮게 책정해 시장을 형성한다. 또한 최초 생산자는 일반적으로 가격이 비용보다 낮은 기간 동안 시장 지배력을 행사한다.

시장 형성 후 최초생산자 또는 시장 선도기업은 가격을 동결하고 고비용 구조를 가진 생산자에 대하여 가격우산 정책을 유지한다. 즉 초기 생산자는 개발비용 조달을 위하여 미래의 시장 점유 대신 현재의 이익을 선택하는 것이다. 가격우산 단계의 PR은 90% 또는 그 이상으로써 가격구조상에는 실제로 발생하는 학습효과에 대한 반영이 이루어지지 않고 오히려 의견상 학습효과가 낮은 상태인 것으로 나타난다. 가격우산 정책 하에서, 다른 신규진입자는 학습을 통하여 비용을 절감한다. 이에 따라 점점 많은 생산자가 저비용 구조를 달성하게 되며 가격과 비용의 차이가 더욱 벌어지는 불안정한 상황에 이르게 된다.

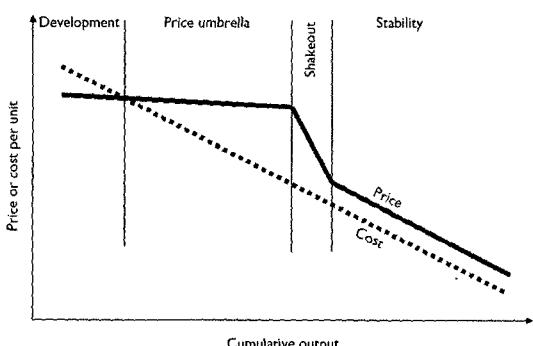


Fig. 8. Price-cost relations for a new product.

가격이 비용보다 하락 정도가 심하여질 때 시장은 침체(shakeout) 단계로 진입한다. 이 단계에서 PR은 상당한 편차를 보이며 60% 수준에 이른다. 최종적인 안정(stability) 단계에서 가격 학습곡선은 비용 학습곡선과 같은 PR을 가지는 선에서 안정된다.

안정적 시장에서 가격 학습곡선의 PR과 비용 학습곡선의 PR은 동일하다. 그러나 안정기에 접어들었음을 확신하기에 충분한 비용 시계열 자료를 확보하기는 어렵다. 따라서 가격·비용 주기 모형은 단기간의 시계열 자료로부터 비용 PR을 결정하는데 적절한 방법이다. 즉, 1회의 주기에 대한 평균적 가격 PR로부터 비용 PR에 관한 정보를 얻을 수 있다.

이러한 분석을 통하여 침체기의 처음과 끝, 즉 두 불연속점이 시장구조 변화의 신호가 됨을 알 수 있다. 또한 비용 학습곡선에서 기술 구조 변화를 파악하듯이 가격 학습곡선을 통하여 시장 구조 변화를 알 수 있다. 따라서 가격 학습곡선을 활용하여 생산자의 판매 및 가격 전략, 투자자의 교섭력, 공공정책에 대한 시장의 반응 등을 살피는 도구로써 응용할 수 있다. 그러나 기술 구조 변화를 측정하기 위하여 가격 학습곡선을 사용하는 오류를 범하여서는 안 된다.

5-2. 도식적 표현에 따른 해석

앞서 살펴본 바와 같이 학습곡선은 기본적으로 지수함수이지만 추정은 로그함수를 이용하기 때문에 두 함수의 도식적 표현에 따른 해석의 차이가 있다. [Fig. 9]는 학습곡선에 대한 두 가지 표현방식을 태양광의 사례를 들어 나타낸 것이다.

[Fig. 9]의 (a)는 태양광의 누적 판매량에 따른 가격을 지수함수형태로 나타낸 것이다. 초기의 가격 변화에 따른 기울기가 급하던 것이 점점 생산량이 누적됨에 따라 가격의 하락폭은 점차 작아짐을 알 수 있다. 이러한 학습곡선에 대한 지수함수 표현은 신기술 도입 시에만 학습효과가 발생한다는 주장의 증거로써 활용되어 기술개발 초기의 과감한 투자 논리로써 활용되기도 한다. 한편 (b)는 (a)를 로그변환하여 나타낸 그래프로써 직선으로 나타나기 때문에 계속적인 학습효과를 강조하는 측면이 있다(Wene, 2000). 이러한 차이점은 (a), (b)에서 기울기를 나타내기 위한 삼각형을 비교하면 알 수 있다. (a)에서 삼각형의 밑변은 점점 길어지고 높이는 점점 짧아지는 반면 (b)에서는 항상 일정한 밑변과 높이를 갖는 것을 볼 수 있다.

이처럼 학습곡선에 대한 수학적 표현과 그에 따른 해석도 각각 다르지만, 대체적으로 (b)와 같은 로그변환된 형태로써 학습현상을 설명하는 경우가 더 많다. 그러한 이유는 첫째 직선으로 학습곡선을 나타냄으로써 서로 다른

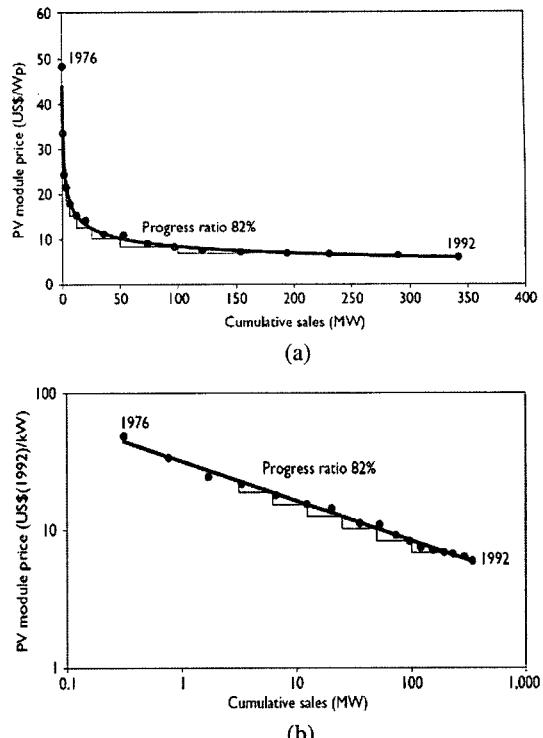


Fig. 9. Experience curve for photovoltaic modules.

른 학습곡선이라도 쉽게 학습률의 차이를 인지할 수 있다는 실용적인 점이다. 둘째는 로그변환된 형태가 장기적 측면을 강조함으로써 신기술의 경쟁력 확보를 위한 지속적 노력을 이끌어 낼 수 있으며 그에 대한 논리를 확보할 수 있다는 점이다(Wene, 2000).

한편 지수함수의 표현방식은 생산비용이 언젠가는 0에 도달할 것이라는 가정을 내포하고 있으며 이는 비용 절감의 한계가 없이 무한하게 달성을 의미한다. 그러나 어떤 서비스라도 원자재 경비를 전혀 들이지 않고 에너지를 생산할 수는 없기 때문에 이러한 표현방식은 학습곡선에 대한 비판론자들에게 자주 거론되는 문제이며 별도의 수학적 대안을 제시하기도 한다(Woerlen, 2003). 그러나 이러한 가정과는 별개로 실제로 생산비용이 0이 될 수는 없다는 점은 자명하고 현실문제에 적용할 경우 비용의 하한선은 기존 자료 등을 통하여 파악이 가능하므로 실증 분석의 제약사항으로 작용하지는 않는다고 판단된다.

5-3. 학습곡선의 응용

위에서 알아본 시장 구조 또는 기술구조 파악, 도식적 표현에 따른 해석 등이 학습곡선의 직접적 적용이라면 본 절에서는 학습곡선 추정 결과에 대한 정량·정

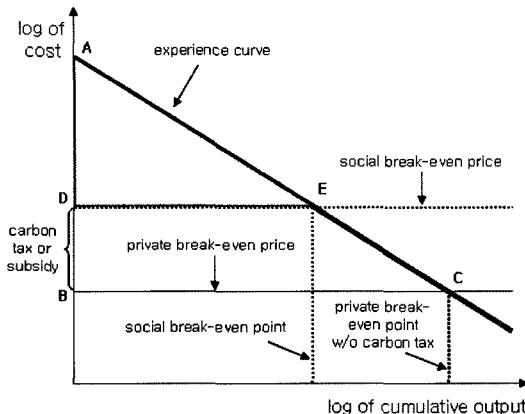


Fig. 10. Buydown cost and benefits using experience curve.

성적인 가공에 따른 응용 범위에 대하여 알아본다.

5-3-1. 바이다운(Buydown) 비용 평가

이미 지적한 바와 같이 학습곡선을 통하여 바이다운¹⁵⁾ 비용을 평가할 수 있다. 즉 신기술이 상용기술에 도달하는데 요구되는 투자비 또는 보조금 등 경제적 지원 규모에 대한 평가가 가능하다(Wene, 2000; Junginger, 2005; Schaeffer *et al.*, 2004; Woerlen, 2003, 2004).

이에 대한 해석을 위해서 [Fig. 10]과 같이 추정되는 학습곡선을 갖는 기술이 도입된 완전 경쟁시장을 가정하자. 설명의 편의를 위해 비용과 누적생산량은 로그변환된 직선으로 표현하도록 한다.

주어진 신기술의 학습곡선에 대하여 아무런 보조금이 없다면 에너지를 C만큼 생산 또는 설치하는데 바이다운 비용은 사적 손익분기 가격(private break-even price)인 BC에서 결정된다. 이때 해당 기술이 이미 상용화된 기

술과 경쟁력을 갖도록 하려면 삼각형 ABC 만큼의 투자 또는 정부보조가 요구된다. 즉, 해당 신기술이 개발된 직후 시장에 침투하기까지 필요한 비용을 추정할 수 있다.

만일 정부가 BD만큼의 탄소세(carbon tax) 부과나 보조금 지급을 결정하여 외부효과(externality)를 내재화시킨다면 사적 손익분기 가격수준인 ABC만큼 요구되던 비용은 사회적 손익분기가격(social break-even price) 수준인 ADE만큼 투자가 요구된다. 즉, 정부에 의한 BCED 만큼의 재정적 개입은 신규에너지기술 도입을 위한 투자비용을 감소시켜 궁극적으로 해당기술의 시장 경쟁력 확보를 앞당길 수 있는 것이다. 이와 같은 개념은 특정 에너지기술의 시장 실패로 인한 정부개입이 요구되는 경우 적정 개입 수준을 화폐단위로 측정할 수 있다는 장점이 있다.

이처럼 학습곡선을 통하여 상용 에너지기술에 대한 신규 에너지기술의 경쟁력 확보를 위한 투자규모를 파악할 수도 있으며 나아가서는 국가에너지정책 차원의 신기술 전략에 대한 통찰력을 제공할 수 있다.

5-3-2. 에너지기술 평가

학습곡선 추정결과를 기반하여 추가적인 해석이나 에너지시스템 모형의 입력 자료로 활용함으로써 에너지기술에 대한 그 응용범위가 확대되었다. 즉 학습곡선의 진화된 활용의 범주는 기술 예측(technology forecasting), 기술 평가(technology assessment), 정책 평가(policy evaluation) 등이며¹⁶⁾ 각각의 응용에 대한 세부사항은 다음과 같다(Neij *et al.*, 2003).

범주분석 시점학습곡선의 역할단점기술 예측미래 기술 개발이 핵심 사안회귀분석 등과 더불어 중요한 방법론임신뢰성 있는 자료확보 곤란, 주요한 기술 변화 예측은 용이하지 않음, 시나리오나 멜파이 조사 필요기술 평가 미래 기술 개발에 한정되지 않음기술 개발결과에 대한 사회적 합의나 평가가 필수적이므로 명백한 분석도구는 아님신뢰성 있는 자료 확보 곤란, 인터뷰나 사례연구와 병행정책 평가 과거 실적이 주대상과거의 과학기술 정책 분석을 위한 다양한 도구 중 하나임신뢰성 있는 자료 확보 곤란, 인터뷰나 사례연구와 병행

Table 4. Overview of the role of experience curve studies.

범주	분석 시점	학습곡선의 역할	단점
기술예측	미래 기술 개발이 핵심 사안	회귀분석 등과 더불어 중요한 방법론	신뢰성 있는 자료확보 곤란, 주요한 기술 변화 예측은 용이하지 않음, 시나리오나 멜파이 조사 필요
기술평가	미래 기술 개발에 한정되지 않음	기술 개발결과에 대한 사회적 합의나 평가가 필수적이므로 명백한 분석도구는 아님	
정책평가	과거 실적이 주대상	과거의 과학기술 정책 분석을 위한 다양한 도구 중 하나임	신뢰성 있는 자료 확보 곤란, 인터뷰나 사례연구와 병행

¹⁵⁾바이다운 비용은 학습 투자(learning investment), 성숙비용(maturity cost)이라고도 일컬어지기도 함(Wene, 2000; Junginger, 2005; Schaeffer *et al.*, 2004)

¹⁶⁾과학기술 전망(Science and technology foresight)도 학습곡선을 활용가능한 범주로 포함하나 실제로로 과학기술전망의 다양한 방법론 중 하나이므로 본 논문에서는 논외로 함

평가미래 기술 개발에 한정되지 않음기술 개발결과에 대한 사회적 합의나 평가가 필수적이므로 명백한 분석도구는 아님정책 평가과거 실적이 주대상과거의 과학기술 정책 분석을 위한 다양한 도구 중 하나임신뢰성 있는 자료 확보 곤란, 인터뷰나 사례연구와 병행<Table 4> 에너지기술 평가 범주에 따른 학습곡선의 응용(Neij et al., 2003).

기술예측은 신규기술 및 그 내포된 의미를 다루지만, 과학기술 전망에 비하여 이해 당사자 간의 논의에 대해서는 덜 다룬다는 점에서 차이가 있으며 주로 기술적, 경제적 측면에 초점을 둔다. 특히, 학습곡선에 대한 연구는 미래 기술 예측에 있어 상당히 의미 있는 역할을 한다. 학습곡선의 기술예측에 대한 적용에 있어 가장 주된 논의 사항은 기술-경제적 발전이다(<Table 4> 참조).

기술 평가는 사회에 대한 신규기술의 영향에 대해 다루며, 사회적 논의가 필수적이다. 기술평가는 기술의 위험(risk)과 사회에 대한 2차적 영향에 주로 집중되는 경향이 있으며 규범과 가치에 대한 검증이 중요하다. 따라서 학습곡선의 역할이 때로는 축소되기도 한다.

정책평가에 관한 논의는 국가마다 사안마다 달라진다. 정책 평가에 있어서 중요한 사항은 대상이 되는 정책의 영향이다. 여기서, 대상이 되는 기술의 학습곡선은 관련 자료를 제공하는 유용한 도구이다.

5-3-3. 활용 주체별 응용

학습곡선은 기술시스템과 재화의 발전을 분석 평가하고자 하는 활용 주체에 따라 해석과 결론 도출에 별개의 관점을 유지할 수도 있다. 재무분석가(financial analyst), 정책 결정자(policy maker), 연구자(researcher)는 다음과 같은 내용으로 학습곡선에 의하여 도움을 얻을 수 있다(Neij et al., 2003).

재무 분석가는 역할은 그 회사의 사업 분류에 따라 관련된 재화의 생산 방법, 전략 등을 살펴보는 것이다. 따라서 신규 상품 투자, 신규 설비 증설 등 회사의 전략적 선택에 영향을 미친다. 재무 분석가는 학습곡선을 이용하여 학습 투자, 초기 손실, 기대되는 손익분기점, 그리고 예상 수익 등의 수치를 유추할 수 있다. 이에 의해서 특정 기술이나 상품에 대한 투자 여부 결정에 활용된다.

연구자에게 학습곡선의 가치는 어떤 분야에 대해 연구를 하고 있느냐에 따라 다르다. 에너지 분야의 정책 결정과 관련지어 보면, 학습곡선은 기술 평가, 예측, 시나리오 기법, 에너지 모델 개발 등에 사용된다. 연구자들은 기술의 가격, PR 등의 수치를 에너지 모형에 적용할 수 있다. 학습곡선을 통하여 추정된 에너지 기술 비용의 실적치와 전망치는 에너지 모형의 계산 결과물에 대한 신뢰성 향상에 영향을 미칠 것이다.

정책결정자는 에너지 기술에 대한 개별 학습곡선을 직접 활용할 뿐만 아니라 학습곡선이 적용된 에너지 모형의 미래 예측 결과도 활용한다. 또한 개별 기술과 재화의 발전에 대한 대량적 예상치를 얻기 위하여 학습곡선의 추세를 사용할 수도 있다. 정책결정자는 정책 수단의 수립과 평가에 학습곡선을 활용하기도 한다.

6. 결 론

본 논문에서는 에너지기술 전개와 관련된 이론 중 하나인 학습효과에 관하여 알아보았다. 즉 에너지기술과 관련된 메커니즘 규명을 위한 논리 중 하나인 학습곡선에 관한 이론적 고찰을 수행함으로써 아직까지는 비교적 활발히 이루어지고 있지 못한 국내 에너지기술의 학습효과 추정과 관련된 연구의 이론적 기반을 제공하고자 하였다. 이를 위하여 학습곡선과 관련된 국내외 선행 연구 분석, 개념의 출현과 방법론, 해석과 응용에 관하여 알아보았다.

한편, 본 논문은 실증분석보다는 이론적 고찰이 목적 이므로 종합적인 결론보다는 각 장별 내용을 근거로 결론을 내리면 다음과 같다.

먼저 2장에서 학습곡선과 관련된 국내외 선행연구사례 분석 중 국내는 에너지분야에 대한 연구가 비교적 활발하지 못했다. 따라서 몇몇 에너지 분야 적용사례와 더불어 경영학 분야에서 적용된 선행연구를 살펴보았다. 한편 국외는 에너지 분야의 다양한 연구사례에 대하여 방법론, 2FLC, 신재생, 기존 에너지기술, 에너지 시스템 모형 적용 등으로 구분하여 검토하였다.

학습곡선은 추정 방법론에 있어서 비교적 복잡하지 않은 계량경제학 방법론인 회귀분석을 적용하고 있으나 시계열 자료 활용에 따른 가성회귀의 문제를 다른 문헌은 상대적으로 적다. 또한 연구개발이 학습에 미치는 효과를 동시에 추정하려는 2FLC는 비교적 새로운 개념으로 실증분석에 따른 많은 응용의 여지를 갖고 있다고 평가된다.

신재생에너지, 기존 에너지기술, 에너지시스템 모형 등으로 구분되는 분야의 실증사례를 검토한 결과, 성숙된 기술일수록 학습효과 관찰이 어렵기 때문에 기존 기술에 대한 실증사례는 적었으며 비교적 신규기술인 신재생에너지에 대한 실증분석이 활발함을 알 수 있었다. 또한 에너지시스템 모형의 입력자료로써 학습곡선을 응용한 선행연구는 학습곡선의 응용 범위에 장기적 에너지 기술 예측도 포함될 수 있음을 보여 주었으며 다양한 에너지시스템 모형에 적용 가능함을 알 수 있었다.

결론적으로 국내의 학습곡선 실증분석은 국외에서 활발한 신재생에너지 분야에서는 전무하다시피 하며 에너

지시스템 모형 적용 등의 분야에서는 적용사례가 최근의 2건 정도이다. 이는 학습곡선 추정 시 필수적인 해당 자료의 접근성이 취약함과 선형 연구의 부족에서 비롯되는 문제로 판단된다. 이러한 상황 하에서 본 논문의 의의는 학습곡선의 이론적 토대와 적용방법 등을 검토함으로써 아직까지는 취약한 국내 학습곡선 관련 연구를 위한 이론적 기반 조성에 부분적으로라도 기여하였다는 것이다.

3장에서 살펴본 내용에 따르면 학습곡선은 1920년대 개념이 최초로 정립되어 1960년대와 70년대에 경영학 분야에서 각광을 받다가 쇠퇴하였으나 2000년을 전후하여 경험곡선이라는 명칭으로 에너지분야에서 관심이 고조되었다.

학습곡선은 일변수로 이변수로 독립변수의 수에 따라 추정에 다소간의 차이가 존재한다. 그리고 연구개발에 의한 기술 발전이 특히 중요시 되는 에너지 분야에서는 2FLC 추정은 에너지 기술의 학습을 위한 설비 투자와 에너지 기술 연구개발 투자를 어떻게 최적화 할 것인가와 같은 의사결정에 유용한 지표로써 응용이 가능할 것으로 판단된다.

한편 학습곡선 추정 변수에 대한 자료 선택과 획득에는 어려움이 존재한다. 이는 변수선택에 따라 학습곡선 추정 유형이 결정된다는 점에서도 알 수 있다. 즉, 학습 발생장소, 학습 시스템 접근에 따라 필요한 자료가 결정되며 이러한 추정결과는 상호 차원이 다르기 때문에 때로는 비교가 불가능한 경우도 있다. 그리고 학습곡선 추정을 위하여 이용되는 시계열자료에 의하여 발생할 수 있는 가성회귀에 대한 계량경제학적 처리 역시 간과하여서는 안 되는 부분이다.

4장에서 살펴본 학습곡선 추정의 궁극적 목표 중 하나는 에너지 기술의 시장 진입과 실제 응용이 어떠한 조건 하에서 잘 발생하는지를 파악하는 것이라고 볼 수 있다. 그렇다면 에너지 기술의 발달 단계에 따라 실제로 어떠한 학습 메커니즘이 작용하는지를 알아야만 학습곡선의 추정이 용이할 뿐만 아니라 LBS, LBD 외에 다른 요인에 대한 변수의 추가도 가능할 것이다. 그러나 현실세계에서 LBS와 LBD 이외의 요인을 축정 가능하게 하는 관측자료를 발굴하거나 축정해내기란 쉽지 않으며 이러한 이유로 현재까지 LBD 외에 LBS 정도만 학습곡선의 독립변수로 활용되고 있다고 판단된다.

5장에 의하면 학습곡선의 종속변수자료 선택에 따라 기술구조 또는 시장구조 변화 파악은 이론적으로는 가능하다. 그러나 실증 분석 사례로써 이를 밝혀낸 경우는 Colpier and Cornland(2002) 외에 이를 다른 실증사례는 찾아보기 힘들다. 그만큼 해당자료의 확보가 어려울 뿐만 아니라 그에 따르는 통계학적 해석도 용이하지

않기 때문이다. 또한 그러한 현상을 관측하기 위해서는 해당기술의 급격한 변화가 나타나야만 하는데 록인(lock-in)과 같은 에너지기술의 특성상 기술상의 변화가 시장이나 기술에 단기간에 명백하게 반영되는 경우는 많지 않은 것이다.

한편 학습곡선에 대한 도식적 표현과 그에 대한 해석의 차이는 논리 확보와 사용의 편의 측면에서 발생한 것이다. 즉, 기술의 초기 도입 시에는 지수함수 표현이 논리확보에 용이하고 장기적 기술 투자에는 로그함수 표현이 논리확보나 상호 비교에 용이하다.

학습곡선을 이용하여 바이다운 비용평가나 기술평가, 어느 측면에서 이용하는가의 문제는 결국에는 활용 주체가 누구인가에 따라 결정되는 문제이다. 따라서 누가 어떤 목적으로 학습곡선을 적용하는가에 의하여 학습곡선의 추정방법, 변수선택 등이 결정될 것이다.

한편, 본 논문은 이론적 고찰을 목적으로 한 만큼 향후 연구에서는 개별 에너지기술에 대한 자료를 바탕으로 학습곡선에 대한 실증분석을 수행함으로써 국내 에너지기술의 학습효과에 대한 통찰력을 제공할 것으로 기대된다. 또한 학습효과가 우수한 것으로 판별되는 에너지기술의 시장 진입 조건, 확산 환경 등에 대한 추가적인 분석은 국가 에너지 기술 전략 수립에도 일조할 수 있을 것이다.

참고문헌

1. 강규철. 학습곡선과 생산성에 관한 연구: 정유산업을 중심으로, 명지대학교 박사학위논문, 1996.
2. 김수진. 재생에너지의 고용효과 분석: 풍력과 태양광 발전을 중심으로, 서울대학교 석사학위논문, 2004.
3. 김용. 학습곡선이론의 실무상 적용에 관한 고찰, 세무 회계연구, 1994, 1, 7-25.
4. 김종철; 강규철. 한국 정유산업의 학습곡선과 생산성에 관한 연구, 공업경영학회지, 1997, 20(43), 175-196.
5. 김학수; 안명관. 항공기 시스템시장에서의 학습곡선과 공급사슬 균형, 한국생산관리학회지, 2004, 15(2), 23-44.
6. 김현석. 에너지시스템 모형에서의 학습효과 적용과 온실가스 감축 시나리오 분석, 건국대학교 석사학위논문, 2006.
7. 박성배. 기업별 학습곡선 분석에 관한 연구: TFT-LCD 산업을 중심으로, 서울대학교 박사학위논문, 2002.
8. 박영구. 온실가스 감축잠재량 분석을 위한 기술평가 모형 개선에 관한 연구, 아주대학교 박사학위논문, 2006.
9. 신혁승; 윤충한. 반도체산업에서의 학습곡선, 가격설정, 시장구조, 정보통신정책연구원 세미나 자료, 1998, 91-112.

10. 우재식. 학습곡선의 한일 산업간 비교, *생산성논집*, 1999, 13(1), 131-150.
11. 안명관. 항공기 시스템시장에서 학습곡선에 의한 공급사슬 균형의 모색, *경상대학교 박사학위논문*, 2005.
12. 윤충한. 정보통신산업의 산업조직론적 접근 - 반도체 시장의 가격하락과 학습곡선, *산업조직연구*, 1998, 6(2), 89-108.
13. 윤충한; 조신. 학습곡선 추정을 통한 교환기산업의 비교, *국제경제연구*, 2000, 6(3), 167-189.
14. 조하현. 경제구조변화를 고려한 단위근검정과 장기추세 제거방식에 대한 연구, *경제학연구*, 1994, 42(1), 71-93.
15. 최범수. 단위근과 공적분의 경제학적 의미와 그 검정법에 대한 개요, *한국개발연구*, 1989, 11(2), 1-25.
16. 허영빈. 학습곡선이 작용할 때의 경영계획과 통제, *경영논총*, 1984, 26, 267-301.
17. Argote, L.; Epple, D. Learning Curves in manufacturing, *Science*, 1990, 247, 920-924.
18. Arrow, K.J. The economic implications of learning by doing, *The Review of Economic Studies*, 1962, 29, 155-173.
19. Ayres, R.U.; Martinás. Experience and the life cycle: Some analytical implications, *Technovation*, 1992, 12(7), 465-486.
20. Barreto, L.; Kypreos, S. Endogenizing R&D and market experience in the “bottom-up” energy-systems ERIS model, *Technovation*, 2004, 24(Issue 8), 615-629.
21. Barreto, L.; Kypreos, S. A post-Kyoto analysis with the ERIS model prototype, *International Journal of Global Energy Issues*, 2000, 14(1-4), 262-280.
22. Berglund, C.; Söderholm, P. Modeling technical change in energy system analysis: analyzing the introduction of learning-by-doing in bottom-up energy models, *Energy Policy*, 2006, 34(Issues 12), 1344-1356.
23. Boston Consulting Group (BCG). Perspectives in Experience, Boston Consulting Group Inc., 1968.
24. Capros, P.; Chryssochoides, A. Further experiments with ERIS model prototype: sensitivity analysis for post-Kyoto, *International Journal of Global Energy Issues*, 2000, 14(1-4), 281-288.
25. Capros, P.; Mantzos, L. Kyoto and technology at the European Union: costs of emission reduction under flexibility mechanisms and technology progress, *International Journal of Global Energy Issues*, 2000, 14(1-4), 169-183.
26. Capros, P.; Mantzos, L. European Union post-Kyoto scenarios: benefits from accelerated technology progress, *International Journal of Global Energy Issues*, 2000a, 14(1-4), 204-221.
27. Capros, P.; Mantzos, L. Endogenous learning in European post-Kyoto scenarios: results from applying the market equilibrium model PRIMES, *International Journal of Global Energy Issues*, 2000b, 14(1-4), 249-261.
28. Capros, P.; Vouyoukas, E.L.. Technology evolution and energy modelling: overview of research and findings, *International Journal of Global Energy Issues*, 2000, 14(1-4), 1-32.
29. Colpier, U.C.; Cornland, D. The economics of the combined cycle gas turbine-an experience curve analysis, *Energy Policy*, 2002, 30(Issue 4), 309-316.
30. Criqui, P.; Martin, J.-M.; Schrattenholzer, L.; Kram, T.; Soete, L.; Zon, A. Energy technology dynamics, *International Journal of Global Energy Issues*, 2000, 14(1-4), 65-103.
31. Criqui, P.; Viguer, L. Kyoto and technology at world level: costs of CO₂ reduction under flexibility mechanisms and technical progress, *International Journal of Global Energy Issues*, 2000, 14(1-4), 155-168.
32. de Visser, E. Technological Learning in Biofuelled Combined Heat and Power Plants in Sweden, Master Thesis, Copernicus Institute, Utrecht University, the Netherlands, 2004.
33. Duke, R.D. Clean Energy Technology Buydowns: Economic Theory, Analytical Tools, and the Photovoltaics Case, Ph. D. dissertation, Princeton University, 2002.
34. Granger, C.W.; Newbold, W.K. Spurious Regression in Econometrics, *Journal of Econometrics*, 1974, 2, 111-120.
35. Grubler, A.; Messner, S. Technological change and the timing of mitigation measures, *Energy Economics*, 1998, 20(Issues 5-6), 495-512.
36. Junginger, M. Learning in Renewable Energy Technology Development, Ph. D. dissertation, Utrecht University, the Netherlands, 2005.
37. Junginger, M.; et al. Technological learning in bioenergy systems, *Energy Policy*, In Press, Corrected Proof, Available online 11 November, 2005.
38. Junginger, M.; Faaij, A.; Turkenburg, W.C. Global experience curves for wind farms, *Energy Policy*, 2005, 33(Issue 2), 133-150.
39. Kobos, P.H.; Erickson, J.D.; Drennen, T.E. Technological Learning and Renewable Energy Costs: Implications for US Renewable Energy Policy, *Energy Policy*, 2006, 34(Iss. 13), 1645-1658.
40. Kobos, P.H. The Implications of Renewable Energy

- Research and Development: Policy Scenario Analysis with Experience and Learning Effects, Ph. D. dissertation, Rensselaer Polytechnic Institute, Troy, New York, 2002.
41. Kouvaritakis, N.; Criqui, P.; Thonet, C. World post-Kyoto scenarios: benefits from accelerated technology progress, *International Journal of Global Energy Issues*, 2000, 14(1-4), 184-203.
 42. Kouvaritakis, N.; Soria, A.; Isoard, S. Modelling energy technology dynamics: methodology for adaptive expectations models with learning by doing and learning by searching, *International Journal of Global Energy Issues*, 2000, 14(1-4), 104-115.
 43. Kouvaritakis, N.; Soria, A.; Isoard, S.; Thonet, C. Endogenous learning in world post-Kyoto scenarios: application of the POLES model under adaptive expectations, *International Journal of Global Energy Issues*, 2000, 14(1-4), 222-248.
 44. Kypreos, S. Modeling experience curves in MERGE (model for evaluating regional and global effects), *Energy*, 2005, 30(Issue 14), 2721-2737.
 45. Kypreos, S. et al. ERIS: A model prototype with endogenous technological change, *International Journal of Global Energy Issues*, 2000, 14(1-4), 347-397.
 46. Li, G.; Rajagopalan, S. A Learning Curve Model with Knowledge Depreciation, *European Journal of Operational Research*, 1998, 105(Iss. 1), 143-154.
 47. Maddala, G.S.; Kim, I. Unit Roots, Cointegration, and Structural Change, Cambridge University Press, UK, 1998.
 48. Manne, A.S.; Barreto, L. Learn-by-doing and carbon dioxide abatement, *Energy Economics*, 2004, 26 (Issue 4), 621-633.
 49. Manne, A.; Richels, R. The impact of learning-by-doing on the timing and costs of CO₂ abatement, *Energy Economics*, 2004, 26(Issue 4), 603-619.
 50. Mattsson, N.; Wene, C.-O. Assessing new energy technologies using an energy system model with endogenized experience curves, *International Journal of Energy Research*, 1997, 21(Issue 4), 385-393.
 51. McDonald, A.; Schrattenholzer, L. Learning Curves and Technology Assessment, *International Journal of Technology Management*, 2002, 23(7/8), 718-745.
 52. McDonald, A.; Schrattenholzer, L. Learning rates for energy technologies, *Energy Policy*, 2001, 29(Issue 4), 255-261.
 53. Miketa, A.; Schrattenholzer, L. Experiments with a methodology to model the role of R&D expenditures in energy technology learning processes; first results, *Energy Policy*, 2004, 32(Issue 15), 1679-1692.
 54. NEA/IEA. Projected Costs for Generating Electricity, Paris, 2005.
 55. Neij, L.; Andersen, P.D.; Durstewitz, M.; Helby, P.; Hoppe-Kilpper, M.; Morthorst, P.E. Experience Curves: A Tool for Energy Policy Assessment, IMES/EESS Report No. 40, Lund University Sweden, 2003.
 56. Nemet, G.F. Beyond the learning curve: factors influencing cost reductions in photovoltaics, *Energy Policy*, In Press, Corrected Proof, Available online 1 August 2005.
 57. Papineau, M. An economic perspective on experience curves and dynamic economies in renewable energy technologies, *Energy Policy*, 2006, 34(Issue 4), 422-432.
 58. Phillips, P.C.B. Understanding Spurious Regression in Econometrics, *Journal of Econometrics*, 1986, 33, 311-340.
 59. Riahi, K.; Rubin, E.S.; Taylor, M.R.; Schrattenholzer, L.; Hounshell, D. Technological learning for carbon capture and sequestration technologies, *Energy Economics*, 2004, 26(Issue 4), 539-564.
 60. Rubin, E.S.; Taylor, M.R.; Yeh, S.; Hounshell, D.A. Learning curves for environmental technology and their importance for climate policy analysis, *Energy*, 2004, 29(Issues 9-10), 1551-1559.
 61. Sagar, A.D.; van der Zwaan, B. Technological innovation in the energy sector: R&D, deployment, and learning-by-doing, *Energy Policy*, 2005, 34 (Issues 17), 2601-2608.
 62. Sagar, A.D. Technology Innovation and Energy, *Encyclopedia of Energy*, 2004, 6, 27-43.
 63. Seebregts, A. et al. Endogenous learning and technology clustering: analysis with MARKAL model of the Western European energy system, *International Journal of Global Energy Issues*, 2000, 14(1-4), 289-319.
 64. Schaeffer, G.J. et al. 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 Netherland, 2004.
 65. Sharp, J.A.; Price, D.H.R. Experience curve models in the electricity supply industry, *International Journal of Forecasting*, 1990, 6(Issue 4), 531-540.
 66. Wene, C.-O. Experience Curves for Energy Technology Policy, IEA study book, Paris, France, 2000.
 67. Woerlen, C. Experience Curves for Energy Technologies, *Encyclopedia of Energy*, 2004, 2, 641-649.
 68. Woerlen, C. Economic and Technological Aspects of

- the Market Introduction of Renewable Power Technologies, Doctoral dissertation, Boston University, 2003.
69. Wright, T.P. Factors affecting the cost of airplanes, *Journal of the Aeronautical Sciences*, 1936, 3, 122-128.
70. Zangwill, W.I.; Kantor, P.B. The learning curve: a new perspective, *International Transactions in Operational Research*, 2000, 7(Issue 6), 595-607.
71. Zangwill, W.I.; Kantor, P.B. Toward a Theory of Continuous Improvement and the Learning Curve, *Management Science*, 1998, 44(7), 910-920.
72. van der Zwaan, B.; Rabl, A. The learning potential of photovoltaics: implications for energy policy, *Energy Policy*, 2004, 32(Iss. 13), 1545-1554.
73. van der Zwaan, B.; Rabl, A. Prospects for PV: a learning curve analysis, *Solar Energy*, 2003, 74(Iss. 1), 19-31.