経験曲線効果を考慮した新技術導入条件の解析と電源構成モデルでの検証

05001448　立命館大学　小杉 隆信　KOSUGI Takanobu

1. はじめに

新技術の単位導入コストは，その累積生産量の増加に伴い生産工程の経験（習熟）曲線効果が働くことによって低減する傾向が知られている．このことから，例えば新しいエネルギー供給技術の方が既存の競合技術よりも当初は高コストであっても，敢えて新技術の普及を早く進めるのが長期的なエネルギー供給コスト最小化につながりうることが示されている[1]．しかし，新技術の経験曲線効果を取り入れた動学的な費用最小化モデルは一般に非凸な非線形計画問題となり解法が困難となることから，実用的なモデルにおいて多く適用されているとは言えない．

そこで本研究では，経験曲線効果を考慮した新技術導入条件を求めるための簡易モデルに基づく解析式の導出とその適用を行い，より複雑で現実的な最適電源構成モデルで同様の分析を行った結果と比較することで，簡易解析式の有用性を検証する．

2. 簡易モデルによる分析

ある決まった需要を満たすための生産を行える技術が 2 種類あり，1 つは従来技術，もう 1 つは新技術であるとする．単位生産コストは，従来技術については正の定数bで与えられるとする一方，新技術については，その累積生産量に従って変化する変数$x(t)$で与えられるとする（tは時点を表す）．需要量を 1 に規格化すると，それを満たすための超長期にわたる動学的な総生産コストVは以下のように書ける．

$$V = \int_0^\infty [xu(t) + b(1-u(t))]e^{-rt}dt \quad \cdots\cdots (1)$$

ここで，$u(t)$は新技術による生産量を表す変数であり，新技術による生産量シェアの初期値を定数l（$0 < l < 1$）とするとき，$l \le u(t) \le 1$を満たすとする．rは時間割引率を表す正の定数である．

新技術の単位生産コスト$x(t)$は，その生産量$u(t)$の累積に依存する次の習熟関数で与えられるとする．

$$x(t) = a(l\varepsilon)^\varphi \left[\int_0^t u(s)ds\right]^{-\varphi} \quad \cdots\cdots\cdots (2)$$

ただしa，ε，φは正の定数で，$a > b$である．ある技術の累積生産量が 2 倍になると単位コストが$(1-\lambda)$倍になるとするとき，λを習熟率といい，式(2)のφは$\varphi = -\log_2(1-\lambda)$で計算される習熟係数という．ここでは$0 < \lambda < 0.5$であると仮定し，従って$0 < \varphi < 1$が成り立っているとする．また，$0 \le t \le \varepsilon$において$u(t) = l$とする．この条件から，時点$\varepsilon$における単位コストについて$x(\varepsilon) = a$と想定していることになる．

式(1)のVを上述の制約の下で最小化する最適制御問題を考えると，ハミルトン関数の分析から，$u(t)$に対して端点解が示唆される．そこで，$t = \tau$で$u(t)$がlから1に切り替わるものと想定し，Vが最小となるようなτを求めることにする．時点tでの新技術の累積生産量はlt（$t < \tau$），$l\tau + t - \tau$（$t \ge \tau$）となるので，

$$x(t) = \begin{cases} a\varepsilon^\varphi t^{-\varphi} & , \ t < \tau \\ a(l\varepsilon)^\varphi [t-(1-l)\tau]^{-\varphi} & , \ t \ge \tau \end{cases} \quad \cdots (3)$$

となり，次のように書ける．

$$V = \int_0^\tau [a(l\varepsilon)^\varphi (lt)^{-\varphi} l + b(1-l)]e^{-rt}dt$$
$$+ \int_\tau^\infty a(l\varepsilon)^\varphi [t-(1-l)\tau]^{-\varphi} e^{-rt}dt \quad \cdots (4)$$

一階条件として$dV/d\tau$を 0 とおいて整理すれば，第 2 種不完全ガンマ関数Γを利用して次式が導出される．

$$(l\varepsilon r)^\varphi e^{rl\tau}\Gamma(1-\varphi, rl\tau) = \frac{b}{a} \quad \cdots\cdots\cdots (5)$$

すなわち，Vを最小にするτの最適値は上式(5)を満たす．ただし，$\tau = \varepsilon$として式(5)の左辺<右辺となればτは端点解，すなわち$\tau = \varepsilon$のときVが最小となる．

発電技術を例として数値例を示すと，次のようになる．コストが将来も変化しない在来技術として原子力発電，経験曲線に従ってコストが低減する新技術として太陽光発電を考え，動学的総発電コストが最小となるような太陽光発電の主力電源化時期と太陽光発電の習熟率λとの関係を求めることにする．

割引率r（年$^{-1}$）として 4%と 8%の 2 通りを考え，文献[2]に基づき 2010 年時点における上記の各定数の値を表 1 のように設定する．ここでaとbは太陽光発電と原子力発電の均等化発電原価（LCOE）であり，太陽光発電の LCOE には，出力不安定化対策のバックアップ用ガス発電設備分を加算している．lを設定するための総電力需要量としては成り行きケースと省電力ケースを考えている．太陽光発電の発電特性を踏まえ，文献[2]で想定した 2100 年の各ケースの総需要の 4 割を供給可能最大発電量とし，それに対する 2010 年時点の太陽光発電量の割合をlとした．

表１　簡易モデル分析のための定数設定

定数	設定値
a（ドル/MWh）	207 (r = 0.04), 263 (r = 0.08)
b（ドル/MWh）	46（r = 0.04），59（r = 0.08）
l	0.00109（成り行きケース），0.00198（省電力ケース）
ε（年）	10（商用太陽光発電の初期段階の導入が 2000 年からと想定）

表２　簡易モデル分析結果：太陽光発電主力電源化最適時期が 2020 年となるような習熟率λ

	成り行きケース	省電力ケース
r = 0.04	λ = 0.139	λ = 0.151
r = 0.08	λ = 0.152	λ = 0.167

表 1 に示した定数を式(5)に代入することによって，$u(t)$が1に切り替わる最適な主力電源化時期τと習熟係数φとの関係式が得られる．式(5)から例えばτ =20 のとき（2020 年に相当）のφの値を計算し，それに対応する習熟率λを求めると表 2 のようになる．λが表 2 の値以上であれば，太陽光発電を速やかに導入拡大するのが動学的コスト最小化の観点から合理的であることになる．rが低い方が，直近の高いコストよりも普及後のコスト低下が重視され，また将来の電力需要が多い方が，累積導入量の潜在量が大きくコスト低下余地も大きくなるため，λが低くても早期導入拡大が望ましいという結果が得られている．

3. 電源構成モデルによる分析

前節と同様の分析を，より現実に近いモデルとして文献[2]をもとにした最適電源構成モデルを用いて行う．このモデルは，世界全体を 1 地域として超長期の CO_2 排出制約下での電源構成の全体像を描くものであり，初期年は 2010 年（実績）で，以降 10 年ごとの 2150 年までの 14 時点を対象として，動学的総発電コストが最小となるような電源構成を導出する．原子力発電，太陽光発電，風力発電を含む 11 種類の発電技術を考慮し，これらの各時点の新規導入量，設備ストック，発電量等を計算対象としている．

もとのモデル[2]では発電技術の設備導入コストをすべて外生的に与えていたが，太陽光発電と風力発電については導入コストが累積導入量に依存する式(2)の形の習熟関数に従うとした．これに伴ってモデルは非凸な非線形計画問題となることから，文献[1]に倣って，大域最適解を得るために，習熟関数を累積導入量と設備導入コストの組み合わせからなる 11 個の点を結んだ線形近似で表した．そして，計算値がそれらの線上にあることを保証するために，各点に対する 11 個の重み付け変数（合計値 1）を導入した上で，これらの変数は，累積導入量の低い順に並べたときに，隣り合うたかだか 2 つの値だけが 0 でない値をとりうる（それ以外は 0 となる）ようなタイプ 2 の特殊順序集合（SOS2）に属するとの制約を課した．

割引率と将来の電力需要については前節と同様に 2 通りずつ考慮し，太陽光発電の設備導入コストの習熟率λを 0.01 きざみで与えて，それぞれについて最適電源構成を計算した．なお，風力発電についてはIEA の想定[3]を参照して習熟率を 0.05 とした．

表３　電源構成モデル分析結果：2020 年の世界全体の最適太陽光発電量が原子力発電量を超えるような太陽光発電の習熟率λの条件

	成り行きケース	省電力ケース
r = 0.04	$0.13 < \lambda \leq 0.14$	$0.14 < \lambda \leq 0.15$
r = 0.08	$0.15 < \lambda \leq 0.16$	$0.16 < \lambda \leq 0.17$

表 3 は，太陽光発電量が急拡大して原子力発電量を 2020 年に超えるような計算結果が得られた太陽光発電の習熟率λの条件を示す．例えばr = 0.04 で電力需要が成り行きケースでは，太陽光発電量の導入はλ = 0.13 では拡大しないがλ = 0.14 では急拡大するのが最適であると計算されたことを示している．

4. おわりに

簡易モデルによる分析結果である表 2 は，より詳しい電源構成モデルでの分析結果の表 3 と概ね整合的である．すなわち，本稿前半で導出した簡易解析式には一定の有用性があり，解法の難しい複雑なモデル分析を必ずしも要しないことが確認できた．ただし，この簡易式は，経験曲線効果を有する新技術とコスト変化がない既存技術がそれぞれ 1 種類ずつに代表される場合についてのみ適用可能である．

参考文献

[1] S. Messner: Endogenized technological learning in an energy systems model, Journal of Evolutionary Economics 7, 291–313 (1997).

[2] T. Kosugi: Endogenizing the probability of nuclear exit in an optimal power-generation mix model, Energy 100, 102–114 (2016).

[3] IEA: Assumed investment costs, operation and maintenance costs and efficiencies in the IEA World Energy Outlook 2011 (2011).