

Title	新エネルギー技術の普及にロジスティック曲線を適用した地球温暖化の動学的最適化モデル
Sub Title	A dynamic optimization model of climate and the economy : an application of the logistic curve to the diffusion of new energy technologies
Author	畠瀬, 和志(Hatase, Kazushi)
Publisher	慶應義塾経済学会
Publication year	2007
Jtitle	三田学会雑誌 (Keio journal of economics). Vol.100, No.3 (2007. 10) ,p.733(151)- 746(164)
JaLC DOI	10.14991/001.20071001-0151
Abstract	<p>本稿においては, ロジスティック曲線とラムゼー型の動学的最適化モデルを組み合わせたエネルギー経済モデルを構築し, 2種類の新エネルギー(既存代替エネルギー及び革新的エネルギー)の普及を決定づける3つのパラメータが最適なCO2削減経路にどのように影響するかを検討した。その結果, 既存代替エネルギーの利用可能度が高いこととLearning by doingの度合いが大きいことが, 効率的なCO2削減に重要であることを示した。</p> <p>This study develops an energy economy model that combines the logistic curve and Ramsey-type dynamic optimization models and considers how three parameters determining the diffusion of two types of new energy (existing alternative energy and innovative energy) affect the CO2 reduction pathway.</p> <p>As a result, this study shows that a high availability of existing alternative energy and a high degree of learning by doing is important for efficient CO2 reduction.</p>
Notes	小特集: 環境経済学の新展開(上)
Genre	Journal Article
URL	https://koara.lib.keio.ac.jp/xoonips/modules/xoonips/detail.php?koara_id=AN00234610-20071001-0151

慶應義塾大学学術情報リポジトリ(KOARA)に掲載されているコンテンツの著作権は、それぞれの著作者、学会または出版社/発行者に帰属し、その権利は著作権法によって保護されています。引用にあたっては、著作権法を遵守してご利用ください。

The copyrights of content available on the KeiO Associated Repository of Academic resources (KOARA) belong to the respective authors, academic societies, or publishers/issuers, and these rights are protected by the Japanese Copyright Act. When quoting the content, please follow the Japanese copyright act.

新エネルギー技術の普及にロジスティック曲線を適用した地球温暖化の動学的最適化モデル

A Dynamic Optimization Model of Climate and the Economy —An Application of the Logistic Curve to the Diffusion of New Energy Technologies

畠瀬 和志(Kazushi Hatase)

本稿においては、ロジスティック曲線とラムゼー型の動学的最適化モデルを組み合わせたエネルギー経済モデルを構築し、2種類の新エネルギー(既存代替エネルギー及び革新的エネルギー)の普及を決定づける3つのパラメータが最適なCO₂削減経路にどのように影響するかを検討した。その結果、既存代替エネルギーの利用可能度が高いことと Learning by doing の度合いが大きいことが、効率的なCO₂削減に重要であることを示した。

Abstract

This study develops an energy economy model that combines the logistic curve and Ramsey-type dynamic optimization models and considers how three parameters determining the diffusion of two types of new energy (existing alternative energy and innovative energy) affect the CO₂ reduction pathway. As a result, this study shows that a high availability of existing alternative energy and a high degree of learning by doing is important for efficient CO₂ reduction.

新エネルギー技術の普及にロジスティック曲線を 適用した地球温暖化の動学的最適化モデル

畠 瀬 和 志[†]

要 旨

本稿においては、ロジスティック曲線とラムゼー型の動学的最適化モデルを組み合わせたエネルギー経済モデルを構築し、2 種類の新エネルギー（既存代替エネルギー及び革新的エネルギー）の普及を決定づける 3 つのパラメータが最適な CO₂ 削減経路にどのように影響するかを検討した。その結果、既存代替エネルギーの利用可能度が高いことと Learning by doing の度合いが大きいことが、効率的な CO₂ 削減に重要であることを示した。

キーワード

動学的最適化モデル, 地球温暖化, 技術変化, ロジスティック曲線, CO₂ 削減

1. はじめに

地球温暖化のエネルギー経済モデル開発における最近の課題として、エネルギー部門の構造変化のモデル化がある。CO₂ 排出削減にあたっては、エネルギー消費の抑制とともに、CO₂ 排出原単位が小さい新エネルギー技術の普及が重要となるが、経済モデルを用いた政策シミュレーションでもこの要素を考慮する必要があることが、この課題の背景としてある。この課題に取り組むには、エネルギー技術の進歩と化石燃料-新エネルギー間の代替関係の変化をモデル化する必要があるが、実際にこのような要素を組み込んだエネルギー経済モデルはまだ少数である。先行研究としては、Goulder and Schneider (1999), DEMETER モデル (van der Zwaan *et al.*, 2002), ENTICE-BR モデル (Popp, 2006) が代替可能な 2 種類のエネルギー技術（化石燃料, CO₂ 無排出エネルギー）を仮定するとともに技術進歩を内生化することにより、この課題に解決の糸口を与えている。

本稿で提示するエネルギー経済モデルは、先行研究と異なり、新エネルギー技術の普及にロジスティック曲線を適用することにより、エネルギー部門の構造変化をモデル化している。本稿のモデ

[†] E-mail address: k.hatase.01@cantab.net

ルは、基本的には DICE モデル (Nordhaus, 1992) や MERGE モデル (Manne *et al.*, 1995) に代表される、ラムゼー型の動学的最適化モデルである。しかし、本稿のモデルにおいては、エネルギー部門が化石燃料と 2 種類の新エネルギーによって構成されており、これらの新エネルギーの技術進歩と普及は、ロジスティック曲線と Learning by doing を組み合わせることによってモデル化されている。なお、ロジスティック曲線を用いたエネルギー経済モデルとしては、先行研究に Barker *et al.* (2006) が存在するが³、本稿のモデルは彼らのモデルとは大幅に異なる。

新技術の普及に対するロジスティック曲線の適用については、一般には Mansfield (1961) が先駆的な研究とされる。この Mansfield による研究では、鉄鋼、石炭、鉄道、醸造の各産業の実証分析を通し、歴史的に観察される S 字型の技術拡散曲線がロジスティック式によって説明できることが示されている。その後の研究において、より複雑な式を用いたモデルが多数開発されているが、Mansfield の用いたロジスティック式は現在でも幅広く使用されており、本稿でもこれを用いる。なお、ロジスティック曲線と組み合わせて用いた Learning by doing については、技術進歩の内生化の手法として幅広くエネルギー経済モデルに適用されている。

本稿で行うシミュレーションは、CO₂ 濃度に安定化目標値を設定し、この目標値を超えない水準を維持しつつ効用の総和を最大化する、費用-効果型の最適化シミュレーションである。シミュレーションにあたっては、新エネルギーの利用可能度と拡散速度が結果に与える影響を分析するため、6 種類の将来シナリオを設定し、各エネルギーの最適な時間的配分がシナリオによってどのように変わるかを検討する。また、エネルギー価格の時間変化と CO₂ 削減の総費用がシナリオにどう影響されるかについても調べる。

2. モデル

本稿で用いるモデルは、世界経済、エネルギー部門の技術変化、気候変動をモデル化した方程式によって構成されている。本節においては、これらのモデル方程式を記述する。

2.1 世界経済

世界経済には、ラムゼー型の動学的最適化モデルを適用する。モデルは式 (2) - 式 (17) に記述された経済的、環境的制約の下で個人あたりの効用を最大化する。

$$\max \sum_{t=0}^T (1 + \rho(t))^{-1} L(t) \log \left(\frac{C(t)}{L(t)} \right) \quad (1)$$

ここで、 $L(t)$ は時点 t における労働投入、 $C(t)$ は消費、 $\rho(t)$ は純粋時間選好率である。⁽¹⁾

(1) 純粋時間選好率は外生変数として $\rho(t) = \rho(0) \exp(-d_\rho t)$ によって与える。ここで、 d_ρ は ρ の減少率である。

生産 $Y(t)$ は二段階の入れ子型 CES 生産関数によって記述される。下の段階にはコブ=ダグラス型関数 (代替の弾力性 = 1.0) を仮定し, 資本 $K(t)$ と労働投入 $L(t)$ によって付加価値が生産されるものとする。一方, 上の段階では付加価値 ($K+L$) と総エネルギー投入 $E(t)$ が代替の弾力性 σ の CES 型関数によって統合される。

$$Y(t) = A(t) \left[\beta (K(t)^\gamma L(t)^{1-\gamma})^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} + (1-\beta) E(t)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} \right]^{\frac{\sigma}{\sigma-1}} \quad (2)$$

ここで, $A(t)$ は全要素生産性, β はシェアパラメータ, γ は資本の分配率である。労働投入 $L(t)$ の時間変化は人口増加として外生的に与える⁽²⁾。

資本ストックの蓄積は, $I(t)$ を投資, δ を資本減耗率として次式で記述される。

$$K(t+1) = (1-\delta)K(t) + I(t) \quad (3)$$

時点 t における生産 $Y(t)$ は, 消費 $C(t)$, 投資 $I(t)$, エネルギー生産費用 $EC(t)$ に分配されるものとする。

$$Y(t) = C(t) + I(t) + EC(t) \quad (4)$$

ここで, エネルギー生産費用は, $p(t)$ をエネルギー価格として $EC(t) = p(t)E(t)$ で与えられる。

2.2 エネルギー部門の技術変化

本稿ではエネルギー部門の技術変化をロジスティック曲線と Learning by doing を組み合わせてモデル化する。エネルギー技術には化石燃料, 既存代替エネルギー, 革新的エネルギーの3種類を仮定し, それぞれを F , N , R で表す。既存代替エネルギーは太陽光や風力といった既存の新エネルギー, 革新的エネルギーは核融合や宇宙太陽発電のような実用化に相当な時間を要する新エネルギーと定義する。いま, 既存代替エネルギーのシェアを S_N , 革新的エネルギーのシェアを S_R とおくと, 化石燃料, 既存代替エネルギー, 革新的エネルギーの投入量はそれぞれ $(1-S_N-S_R)E(t)$, $S_N E(t)$, $S_R E(t)$ によって与えられる。

新エネルギー技術の拡散はロジスティック曲線を用いてモデル化する。上のように定義された既存代替エネルギーと革新的エネルギーのシェア S_N , S_R がロジスティック曲線に沿って時間変化すると仮定する。

$$\frac{dS_j}{dt} = a S_j (1 - S_j) \quad j = N, R \quad (5)$$

ここで, a は係数である。しかし, 式 (5) をそのままの形でラムゼー型の動学的最適化モデルに組み込むと計算結果に問題が生じる。すなわち, 式 (5) は新エネルギーの拡散をマクロ経済変数とは

(2) 労働投入の時間変化は $L(t) = L(0) \exp(g_L(t))$, $g_L(t) = \frac{g_L(0)}{d_L} \{1 - \exp(-d_L t)\}$ によって与える。ここで, $g_L(t)$ は L の増加率, d_L は g_L の減少率である。

関係なく計算するため、最適なエネルギー投入の成長経路から離れた解を生み出す。このため、式 (5) を以下のように修正する。

$$\frac{dS_j}{dt} \leq aS_j(1 - S_j) \quad j = N, R \quad (5')$$

式 (5') は新エネルギーのシェアの時間変化 dS_j/dt に上限を設定し、その上限がロジスティック曲線に沿った変化量として与えられることを意味する。したがって、係数 a は、式 (5) においては技術拡散の速度、式 (5') においては潜在的な速度を定義するパラメータと解釈出来る。

ここで、式 (5') に現実性を加味し、既存代替エネルギーは利用可能度に限界がありシェアの上限 S_N^{\max} を超えた供給は出来ないものと仮定する。一方、革新的エネルギーは将来時点 $t = t_R$ に実用化され、供給に限界はないと仮定する。シミュレーションプログラムにおいては、これを有限差分化した形で用いる。

$$S_N(t+1) \leq S_N(t) + aS_N(t)(S_N^{\max} - S_N(t))\Delta t \quad (6)$$

$$S_R(t) = S_R(t_R) \quad \text{for } t \leq t_R \quad (7a)$$

$$S_R(t+1) \leq S_R(t) + aS_R(t)(1 - S_R(t))\Delta t \quad \text{for } t > t_R \quad (7b)$$

新エネルギーのコスト低減は Learning by doing によってモデル化する。既存代替エネルギーと革新的エネルギーのコスト c_N , c_R が Learning by doing に従うと仮定すると、以下の式が成り立つ。

$$c_j(t) = c_j(0) \left(\frac{W_j(t)}{W_j(0)} \right)^{-b} \quad j = N, R \quad (8)$$

ここで、 $W_N(t)$, $W_R(t)$ はそれぞれ時点 t における既存代替エネルギーと革新的エネルギーの累積経験量、 b は経験指数である。シミュレーションプログラムにおいては、式 (8) を Anderson and Winne (2004) に従って有限差分化する。また、式 (7a) に対応させ、 $t \leq t_R$ における革新的エネルギーのコストを $c_R(t_R)$ に固定する。

$$c_N(t+1) = c_N(t) - b(c_N(t) - c_N^{\min}) \frac{W_N(t+1) - W_N(t)}{W_N(t+1)} \quad (9)$$

$$c_R(t) = c_R(t_R) \quad \text{for } t \leq t_R \quad (10a)$$

$$c_R(t+1) = c_R(t) - b(c_R(t) - c_R^{\min}) \frac{W_R(t+1) - W_R(t)}{W_R(t+1)} \quad \text{for } t > t_R \quad (10b)$$

ここで、 c_N^{\min} , c_R^{\min} はそれぞれ既存代替エネルギーのコストと革新的エネルギーのコストの漸近的下限である。時点 t における既存代替エネルギーと革新的エネルギーの累積経験量 $W_N(t)$, $W_R(t)$

(3) この仮定によると $t < t_R$ において革新的エネルギーは実用化されていないことになるが、 S_R がゼロになると計算が出来ないため、式 (7a) の通り $t < t_R$ において S_R を十分に小さい値に設定してこの問題に対応する。

については、それぞれのエネルギー技術の累積設備容量を用いて代替する。

$$W_j(t) = \sum_{\tau=0}^{t-1} [S_j(\tau+1)E(\tau+1) - (1 - \delta_E)S_j(\tau)E(\tau)] \quad j = N, R \quad (11)$$

ここで、 δ_E はエネルギー設備の資本減耗率である。

既存代替エネルギーと革新的エネルギーのコスト c_N , c_R が Learning by doing によって低減する一方、化石燃料のコスト c_F は計算期間を通して一定であると仮定する⁽⁴⁾。

$$c_F(t) = \bar{c}_F \quad (12)$$

最後に、エネルギー価格 $p(t)$ を以下の式で計算し、世界経済モデルにフィードバックすることによりモデルを閉じる。

$$p(t) = p(0) \frac{\sum_j c_j(t)S_j(t)}{\sum_j c_j(0)S_j(0)} \quad j = F, N, R \quad (13)$$

2.3 気候変動

気候変動モデルには Grubb *et al.* (1995) が用いる簡略化された CO₂ 蓄積モデルを適用する。

$$M(t+1) = M(t) + Emis^{Anth}(t) + Emis^{Nat}(t) - \mu M(t) \quad (14)$$

ここで、 $M(t)$ は時点 t における CO₂ 蓄積量、 $Emis^{Anth}(t)$ は人為起源 CO₂ 排出量、 $Emis^{Nat}(t)$ は自然起源 CO₂ 排出量、 μ は大気中からの CO₂ 除去率である。人為起源 CO₂ 排出は化石燃料のみから生じるものと仮定する。

$$Emis^{Anth}(t) = \theta_F(1 - S_N(t) - S_R(t))E(t) \quad (15)$$

ここで、 θ_F は化石燃料の CO₂ 排出強度である。一方、自然起源 CO₂ 排出は土地利用変化から生じるものと仮定し、DICE-99 モデル (Nordhaus, 1999) が用いる次式を適用する。

$$Emis^{Nat}(t) = Emis^{Nat}(0)(1 - d_{Nat})^t \quad (16)$$

ここで、 d_{Nat} は自然起源 CO₂ 排出の減少率である。本稿では費用-効果型の最適化シミュレーションを行うため、CO₂ 蓄積量に安定化目標値 M^{max} を設定する。

$$M(t) \leq M^{max} \quad (17)$$

(4) Nordhaus (1999) においては、化石燃料の累積投入量に伴って価格が上昇するようにモデル化されている。しかし、本稿で計算終了時点とする 2200 年までの価格上昇はわずかである。一方、van der Zwaan *et al.* (2002) においては、化石燃料のコストがわずかに減少するように設定されている。これらを考慮し、本稿では化石燃料のコストは一定と仮定した。

3. シミュレーションのシナリオとパラメータ設定

本稿では前節で解説したモデルを用い、6種類の将来シナリオを設定して最適化シミュレーションを行う。本節においては、これらの将来シナリオとパラメータ設定について記述する。また、生産関数のカリブレーションについて説明する。

3.1 シミュレーションのシナリオ

シミュレーションは、新エネルギー技術の利用可能度と拡散速度が最適なCO₂削減経路にどのような影響を及ぼすかを調べることを目的とする。新エネルギー技術の利用可能度を定義するパラメータは既存代替エネルギーのシェア上限 S_N^{\max} であり、拡散速度を定義するパラメータには、ロジスティック式の係数 a (技術拡散の潜在的速度を規定) と Learning by doing の経験指数 b がある。

本稿では、上記の3つのパラメータを組み合わせた6種類の将来シナリオ、STC (Slow Technological Change) + LL (Low Learning rate) + LSN (Low S_N^{\max}), STC + LL + HSN (High S_N^{\max}), STC + HL (High Learning rate) + LSN, STC + HL + HSN, FTC (Fast Technological Change) + HL + LSN, FTC + HL + HSN⁽⁵⁾ を設定する。これらの将来シナリオにおけるパラメータ設定を表1に示す。

表1 各シナリオにおけるパラメータ設定

将来シナリオ	係数 a	経験指数 b	S_N^{\max}
(a) STC + LL + LSN	0.08	0.2	40%
(b) STC + LL + HSN	0.08	0.2	60%
(c) STC + HL + LSN	0.08	0.4	40%
(d) STC + HL + HSN	0.08	0.4	60%
(e) FTC + HL + LSN	0.12	0.4	40%
(f) FTC + HL + HSN	0.12	0.4	60%

3.2 パラメータ設定

シミュレーション計算は、1990年を起点として10年ステップで行う。CO₂の安定化目標値 M^{\max} は500ppm (1060 GtC) に設定し、この目標値を超えない水準を維持しつつ効用の総和が最大になるCO₂排出経路を計算する。既存代替エネルギーのシェア上限 S_N^{\max} 、ロジスティック式の係数 a 、経験指数 b 以外のパラメータは、6種類の将来シナリオにおいて共通であるとする。これらの共通パラメータを表2に示す。

(5) 3つのパラメータを組み合わせ方には、もう2種類の組み合わせ FTC + LL + LSN, FTC + LL + HSN が存在するが、これらは特徴のある計算結果を生み出さないため除外した。

表 2 共通パラメータ

記号	説明	パラメータ値
$K(0)$	1990 年における資本	47 \$trillion
$Y(0)$	1990 年における生産 (GWP)	21.08 \$trillion
$E(0)$	1990 年における総エネルギー投入 (炭素換算)	6.39 GtC
$p(0)$	1990 年におけるエネルギー価格	302.08 \$/tC
δ	資本減耗率	10%/年
γ	資本の分配率	0.3
σ	(K+L) と E の間の代替の弾力性	0.45
t_R	革新的エネルギーの実用化時点	2030 年
$S_N(0)$	1990 年における代替エネルギーのシェア	4%
$S_R(t_R)$	2030 年における革新的エネルギーのシェア	0.1%
c_F	化石燃料のコスト	3.0 cents/kWh
$c_N(0)$	1990 年における既存代替エネルギーのコスト	10.0 cents/kWh
c_N^{min}	既存代替エネルギーコストの漸近的下限	3.0 cents/kWh
$c_R(t_R)$	2030 年における革新的エネルギーのコスト	30.0 cents/kWh
c_R^{min}	革新的エネルギーコストの漸近的下限	3.0 cents/kWh
δ_E	エネルギー設備の資本減耗率	10%/年
g_N	既存代替エネルギー投入の増加率	4.8%/年
$M(0)$	1990 年における大気中 CO ₂ 蓄積量	750 GtC
μ	CO ₂ の大気中からの除去率	0.6%/年
$E_{mis}^{Nat}(0)$	1990 年における自然起源 CO ₂ 排出量	11.28 GtC/10 年
d_{Nat}	自然起源 CO ₂ 排出の減少率	10%/10 年

注) 金額は 1990 年 US\$ で表示した。

世界経済モデルのパラメータには、DICE-99 及び RICE-99 モデル (Nordhaus, 1999) で用いられているものを主に用いた。エネルギー技術と Learning by doing に関するパラメータについては、Anderson and Winne (2004) と Gerlagh and van der Zwaan (2004) を参照した。また、革新的エネルギーには核融合を想定し、伊藤他 (2003) のパラメータ設定を参照した。

計算開始時点における既存代替エネルギーの累積経験量 $W_N(0)$ については、Gerlagh and van der Zwaan (2004) に従い、以下のように見積もる。

$$W_N(0) = \frac{g_N + \delta_E}{g_N} S_N(0) E(0) \quad (18)$$

ここで、 g_N は既存代替エネルギー投入の増加率である。一方、革新的エネルギーの実用化時点における累積経験量 $W_R(t_R)$ は次のように推定する。まず、コストが $c_R(t_R)$ の水準から $c_N(0)$ の水準まで低下するには、式 (19) に示す Learning by doing が起こると考える。

$$c_N(0) = c_R(t_R) \left(\frac{W_N(0)}{W_R(t_R)} \right)^{-b} \quad (19)$$

式 (19) を以下のように変形すると、実用化時点 t_R における革新的エネルギーの累積経験量 $W_R(t_R)$

を推定することが出来る。

$$W_R(t_R) = \left(\frac{c_N(0)}{c_R(t_R)} \right)^{\frac{1}{b}} W_N(0) \quad (19')$$

式 (14) の気候変動モデルについては、IPCC の排出シナリオ IS92a を想定した大規模気候変動モデルの計算結果 (Taylor *et al.*, 1995) を利用し、 $M(0)$ と μ の値をカリブレートした。また、Nordhaus (1999) に基づいて 1990 年における総エネルギー投入 $E(0)$ を炭素換算 (単位は GtC) でパラメタライズし、化石燃料の CO_2 排出強度 θ_F を 1 に設定した。

3.3 生産関数のカリブレーション

式 (2) の生産関数において、資本の分配率 γ 、代替の弾力性 σ は表 2 に示した通り既にパラメータとして与えられている。一方、シェアパラメータ β 、時点 $t = 0$ における全要素生産性 $A(0)$ は、式 (2) と式 (4) を微分、整理して以下のように求める⁽⁶⁾。

$$\beta = \frac{Y(0)E(0)^{-\frac{1}{\sigma}} - p(0)E(0)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}}}{Y(0)E(0)^{-\frac{1}{\sigma}} + p(0) \left[(K(0)^\gamma L(0)^{1-\gamma})^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} - E(0)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} \right]} \quad (20)$$

$$A(0) = \frac{Y(0)}{\left[\beta (K(0)^\gamma L(0)^{1-\gamma})^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} + (1 - \beta) E(0)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} \right]^{\frac{\sigma}{\sigma-1}}} \quad (21)$$

4. シミュレーション結果

シミュレーション結果について、本節では各エネルギーの最適な時間的配分がシナリオによってどのように変わるかを検討する。また、各シナリオがエネルギー価格の時間変化と CO_2 削減の総費用にどのように影響するかについても調べる。

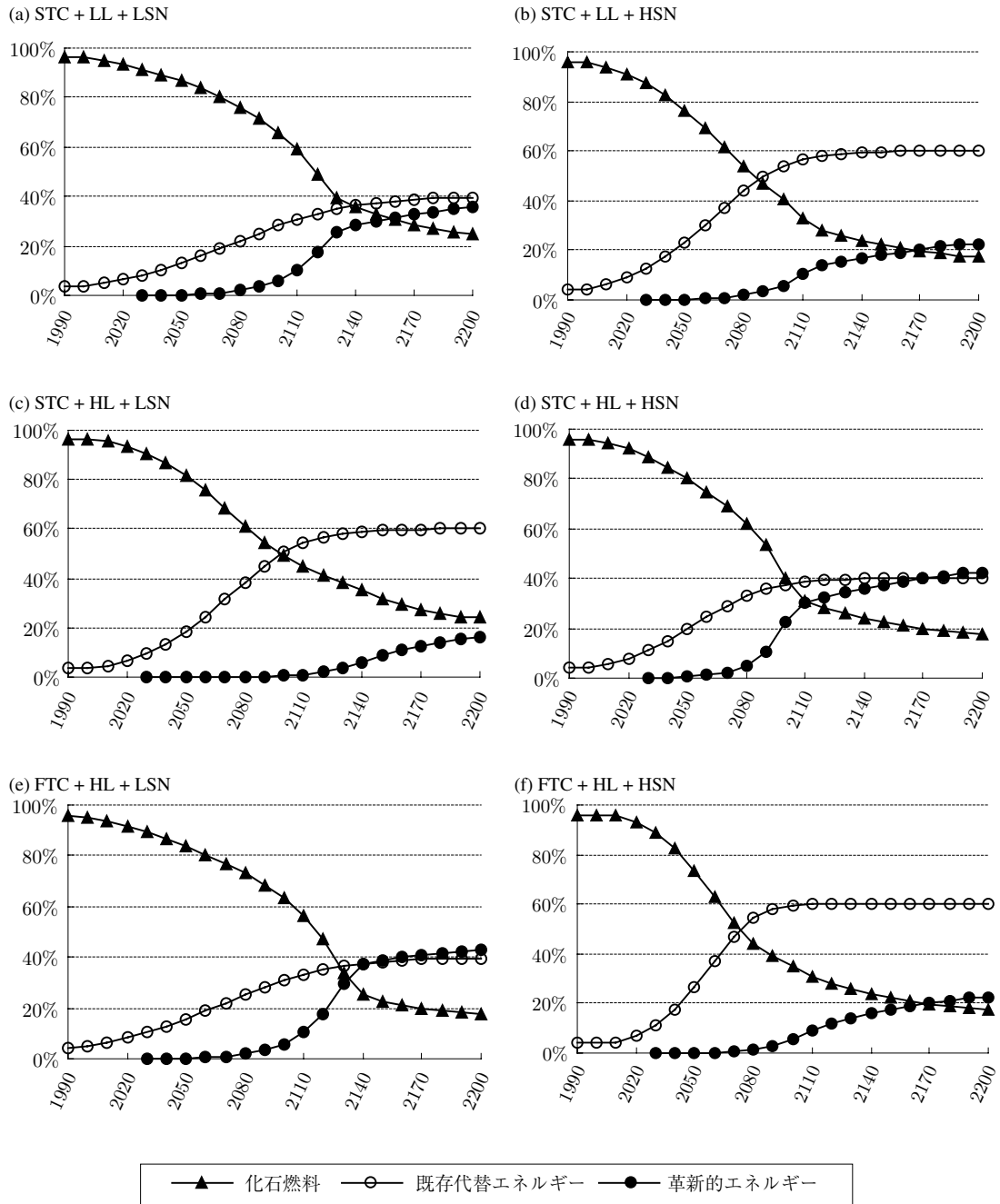
4.1 各エネルギーのシェアの時間変化

エネルギーの最適な時間的配分を検討するにあたり、まずは相対的な配分量として、各エネルギーの総エネルギー投入に占めるシェアの時間変化を観察する。図 1 に各シナリオにおける各エネルギーのシェアの時間変化を示す。

既存代替エネルギーのシェアはパラメータ S_N^{\max} に大きく依存している。6 種類の将来シナリオのうち HSN (High S_N^{\max}) のケース (STC + LL + HSN, STC + HL + HSN, FTC + HL + HSN) においては、総エネルギー供給の 60% を既存代替エネルギーで賄えるため、革新的エネルギーのシェアは低くとどまっている。一方、LSN (Low S_N^{\max}) のケースにおいては、2200 年には革新的エネ

(6) 時点 t における全要素生産性 $A(t)$ は、カリブレーションで得られた $A(0)$ をもとに外生的に $A(t) = A(0) \exp(g_A(t))$, $g_A(t) = \frac{g_A(0)}{d_A} \{1 - \exp(-d_A t)\}$ によって与える。

図1 各エネルギーのシェアの時間変化



ルギーのシェアが40%程度に達するが、2100年の時点で見れば、FTC + HL (Fast Technological Change and High Learning) + LSN 以外の将来シナリオでは革新的エネルギーのシェアは低くとど

まっている。FTC + HL + LSN のシナリオでは 2100 年において革新的エネルギーのシェアが約 22%に達するが、このシナリオは技術拡散の速度と Learning by doing の度合いが共に大きく、技術進歩に対する楽観を前提としている。

4.2 エネルギー投入の時間変化

図 2 に各シナリオにおけるエネルギー投入の時間変化を示す⁽⁷⁾。図 1 に示したシェアの時間変化は各エネルギーの最適な時間的配分を相対的な配分量として表し、一方、図 2 のエネルギー投入の時間変化はそれを絶対的な配分量として表している。

まず、全てのシナリオにおいて、2090 年以降は化石燃料投入がほぼ一定値に落ち着いているが、これは用いた CO₂ 蓄積モデルの性質上、排出量とシンクが釣り合って CO₂ 蓄積量が平衡に達するためである。21 世紀後半までは、全てのシナリオにおいて総エネルギー投入の成長率が通減しており、それまでは総エネルギー投入の抑制による CO₂ 削減が行われることが分かる。しかし、6 種類の将来シナリオのうち HSN (High S_N^{\max}) のケース (STC + LL + HSN, STC + HL + HSN, FTC + HL + HSN) においては、既存代替エネルギーへの転換も CO₂ 削減にかなり寄与しており、その分、総エネルギー投入抑制の度合いが低い。LSN (Low S_N^{\max}) のケース (STC + LL + LSN, STC + HL + LSN, FTC + HL + LSN) においては、革新的エネルギーへの転換も CO₂ 削減にかなり寄与しているが、これらの寄与は化石燃料投入が一定値に落ち着く 2090 年以降であり、地球温暖化防止の成否を決める 21 世紀中においては、革新的エネルギー（核融合）の CO₂ 削減への寄与は小さい。

4.3 エネルギー価格の時間変化

図 3 に各シナリオにおけるエネルギー価格 $p(t)$ の時間変化を示す。エネルギー価格は式 (13) により、3 種類のエネルギーのコストを加重平均したものから計算され、炭素税は含んでいない。各エネルギーの最適な時間的配分が第一には既存代替エネルギーのシェア上限 S_N^{\max} に影響されるのに対し、エネルギー価格の時間変化は第一には Learning by doing の経験指数 b に影響される。経験指数 b が大きければ (= Learning by doing の度合いが大きければ) エネルギー価格の上昇は抑えられ、小さければエネルギー価格は高騰する。これは Learning by doing の度合いが大きいほど既存代替エネルギー、革新的エネルギーのコストがより低下するためである。

(7) エネルギー投入は炭素換算で計算されているため、化石燃料投入は人為起源 CO₂ 排出量 $Emis^{Anth}$ と等しくなる。また、既存代替エネルギー、革新的エネルギーは CO₂ を排出しないと仮定されているが、同単位の化石燃料投入で発生する量と同量の炭素が発生すると考えた際の炭素量により投入量を換算した。

図2 各エネルギーの投入量の時間変化

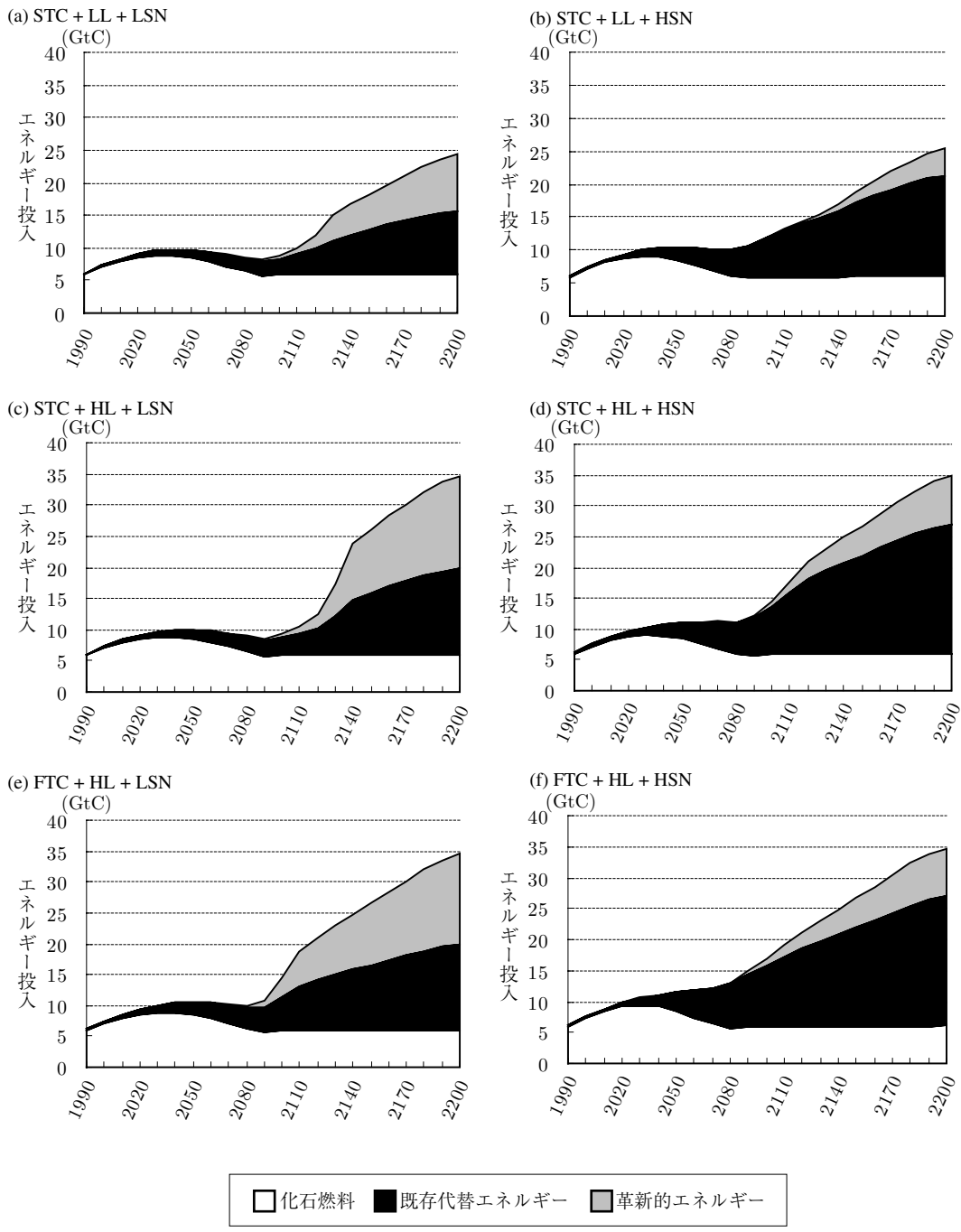
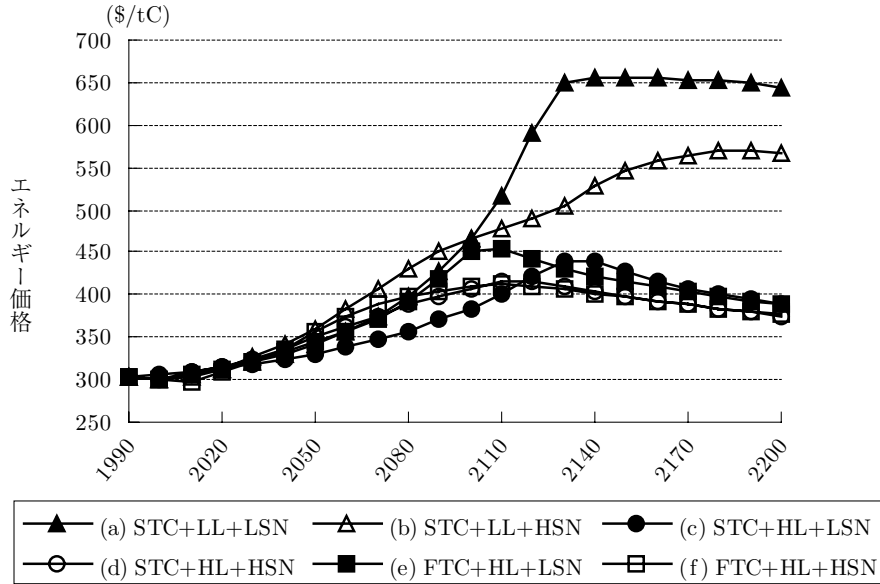


図3 エネルギー価格の時間変化



4.4 CO₂ 削減費用

表3に各シナリオにおける1990年–2200年の総CO₂削減費用を示す。総CO₂削減費用は、CO₂安定化目標値 M^{max} を設定しないケースと設定したケースにおける消費 $C(t)$ の割引現在価値の差を1990年–2200年の間で足し合わせることによって求めた。6種類のシナリオの中で総CO₂削減費用が特に小さいのは、既存代替エネルギーのシェア上限 S_N^{max} が大きくかつ Learning by doing の経験指数 b が大きい2つのシナリオ (STC + HL + HSN, FTC + HL + HSN) である。逆に、これら2つのパラメータ値が小さいSTC + LL + LSNのシナリオにおいて総CO₂削減費用が最大となる。既存代替エネルギーのシェア上限 S_N^{max} が総CO₂削減費用に影響するのは、21世紀中においてはエネルギー転換によるCO₂削減が主に既存代替エネルギーによって行われるためである。

表3 総CO₂削減費用 (1990年–2200年)

シナリオ	費用 (\$trillion)
(a) STC + LL + LSN	5.50
(b) STC + LL + HSN	4.38
(c) STC + HL + LSN	4.32
(d) STC + HL + HSN	3.04
(e) FTC + HL + LSN	3.45
(f) FTC + HL + HSN	2.67

注) 金額は1990年US\$で表示した。

5. おわりに

本稿における CO₂ 削減シミュレーションの結果をまとめて結論とする。まず、21 世紀後半までは、将来シナリオを問わず、総エネルギー投入の成長率を減速させて、総エネルギー投入の抑制による CO₂ 削減を行わざるを得ない。しかし、既存代替エネルギー（太陽光、風力など）のシェア上限が大きい（＝利用可能度が高い）場合は、エネルギー転換による CO₂ 削減の寄与度も大きく、その分、総エネルギー投入抑制の度合いは低くなる。なお、既存代替エネルギーの利用可能度が高ければ、革新的エネルギー（核融合）のシェアは低くとどまる。一方、既存代替エネルギーの利用可能度が低く、かつ技術拡散の速度と Learning by doing の度合いが共に大きければ、2100 年には革新的エネルギーのシェアが 2 割を越える。しかし、革新的エネルギーへの転換が CO₂ 削減に顕著に寄与するのは 2090 年以降であり、21 世紀中における革新的エネルギーの CO₂ 削減への寄与は小さい。

エネルギーの最適な時間配分が第一には既存代替エネルギーの利用可能度に影響されるのに対し、エネルギー価格の時間変化は第一には Learning by doing の度合いに影響される。経験指数 b が大きければエネルギー価格の上昇は抑えられ、小さければエネルギー価格は高騰する。また、総 CO₂ 削減費用は、既存代替エネルギーの利用可能度と Learning by doing の度合いがともに高い場合に小さくなる。

以上のシミュレーション結果を総合すると、既存代替エネルギー（太陽光、風力など）の利用可能度が高いことと Learning by doing の度合いが大きいことが、効率的な CO₂ 削減に重要であると結論できる。なお、革新的エネルギー（核融合）については、22 世紀以降は CO₂ 削減に顕著に寄与するが、地球温暖化防止の成否を決める 21 世紀中においては、寄与は小さくとどまる。

本稿で用いたモデルは、先行研究と比べると新しい要素が追加されているものの、地球温暖化に関わる社会経済現象を抽象化しているため、以上の結論はこの点に留意して理解されるべきである。計算条件の設定における課題としては、ひとつには CCS（CO₂ 分離・貯蔵）の考慮がある。本稿では 2 種類の新エネルギー技術を仮定したが、21 世紀中においてはこれらの新エネルギーの CO₂ 削減への寄与には限界があるため、CCS によってそれを補う必要が生じると考えられる。また、最適化シミュレーションにあたっては、被害の不確実性と技術進歩の不確実性も考慮すべきであろう。被害の不確実性について例をあげると、本稿では CO₂ の安定化目標値を 500ppm に設定したが、安定化目標値をもっと小さい値に設定しなければならない可能性もある。技術進歩の不確実性については、革新的エネルギーの実用化時点やコストの不確実性が例としてあげられる。このような点を考慮したモデルの開発は、今後の研究課題である。

（神戸大学経済学研究科研究員）

謝 辞

本稿は、2007年3月に開催された慶應経済学会コンファレンスで発表した論文に加筆・修正を施したものである。コンファレンス参加者の諸氏、特に馬奈木俊介氏（横浜国立大学）と伊ヶ崎大理氏（熊本学園大学）には有益なコメントを頂いた。本稿で用いたモデルを開発するにあたっては、William D. Nordhaus氏（イエール大学）の開発したコンピュータープログラムを参考にした。また、モデル開発の初期段階において Jonathan Köhler氏（ケンブリッジ大学）、鷲田豊明氏（上智大学）に貴重なコメントを頂いた。以上、記して謝意を表したい。

参 考 文 献

- Anderson, D. and Winne, S. (2004) *Modelling innovation and threshold effects in climate change mitigation*, Tyndall Centre Working Paper 59.
- Barker, T., Pan, H., Köhler, J., Warren, R. and Winne, S. (2006) “Decarbonizing the global economy with induced technological change: scenarios to 2100 using E3MG”, *The Energy Journal Special Issue, Endogenous Technological Change and the Economics of Atmospheric Stabilization*, 241–258.
- Gerlagh, R. and van der Zwaan, B.C.C. (2004) “A sensitivity analysis of timing and costs of greenhouse gas emission reductions”, *Climatic Change*, 65, 39–71.
- Goulder, L. and Schneider, S. (1999) “Induced technological change and the attractiveness of CO₂ abatement policies”, *Resource and Energy Economics*, 21, 211–253.
- Grubb, M., Chapuis, T. and Ha-Duong, M. (1995) “The economics of changing course: implication of adaptability and inertia for optimal climate policy”, *Energy Policy*, 23 (4–5), 417–432.
- Manne, A., Richels, R. and Mendelson, R. (1995) “MERGE – A model for evaluating regional and global effects of GHG reduction policies”, *Energy Policy*, 23 (1), 17–34.
- Mansfield, E. (1961) “Technical change and the rate of imitation”, *Ecomometrica*, 29, 741–766.
- Nordhaus, W.D. (1992) “An optimal transition path for controlling greenhouse gases”, *Science*, 258, 1315–1319.
- Nordhaus, W.D. (1999) “IV. GAMS computer programs for RICE-99”, *RICE and DICE Models of Economics of Climate Change*, William D. Nordhaus, Yale University. Available at: <http://nordhaus.econ.yale.edu/dicemodels.htm>
- Popp, D. (2006) “ENTICE-BR: The effects of backstop technology R&D on climate policy models”, *Energy Economics*, 28 (2), 188–222.
- Taylor, J.A., Lloyd, J. and Farquhar, G. (1995) *CDIAC DB-1009, CO₂ concentration of IS92a*, Carbon Dioxide Information Analysis Center, Oak Ridge National Laboratory. Available at: <http://cdiac.ornl.gov/ftp/db1009/>
- van der Zwaan, B.C.C., Gerlagh, R., Klaassen, G. and Schrattenholzer (2002) “Endogenous technological change in climate change modeling”, *Energy Economics*, 24, 1–19.
- 伊藤浩吉・奥村憲博・沈中元・星野光秀 (2003) 『超長期世界エネルギー需給モデルによる核融合導入シナリオ分析』, 日本エネルギー経済研究所。Available at: <http://eneken.ieej.or.jp/data/pdf/597.pdf>