

気候変動の統合評価モデルにおける緩和費用に関する検討

A Discussion on Abatement Costs in an Integrated Assessment Model of Climate Change

森本 壮一 *・松尾 雄司 *・大槻 貴司 *

Soichi Morimoto Yuji Matsuo Takashi Otsuki

Abstract

In this study, we conducted the cost-benefit analysis with an Integrated Assessment Model of climate change. Firstly, we incorporated the effects of cost reduction of backstop technologies by RD&D investments into abatement costs calculation. Secondly, we modeled the time lag between RD&D investments and the reduction of abatement costs brought by them. We call this the inertia regarding time lag, which previous studies did not address. The results show that RD&D investments have little impact on emission reductions in the near-term, but gradually have a significant impact on those in the long-term. Considered the inertia of leaning-by-researching, the optimal RD&D investments path shifts lower than the case without inertia, but there is no significant difference in the optimal RD&D investments required in the first half of this century. In case imposing the temperature constraint, RD&D becomes much more important and the optimal RD&D investments path shifts upper significantly compared to no temperature constraint case. Although it is sometimes pointed out that technological innovation through RD&D investments means a postponement of the abatement efforts, our results support the importance of near-term RD&D investments for further emission reduction in the future.

Key words : Integrated Assessment Model, Abatement Cost, RD&D, Inertia

1. 序論

1.1 気候変動への対応と統合評価モデル

気候変動の自然科学に対する理解が進捗^{1)~3)}するにつけ、その対応へのプレッシャーが益々高まっていることは論をまたない。しかし、1990年以降、エネルギー起源CO₂の排出量は2009年の景気後退時を除き増加の一途をたどってきた⁴⁾。近年では明るい兆しとして、再生可能エネルギーが化石燃料に対して徐々にコスト競争力を持つようになってきた。しかしながら、パリ協定に定められた、気温上昇を2℃未満に抑えるような排出削減を目指すとするれば、そこには依然として大きなギャップが存在する⁵⁾。

パリ協定の長期目標を達成するためには、少なくとも今世紀末までには温室効果ガスの排出量を正味ゼロとすることが求められる⁶⁾が、電化が難しい部門(重工業における熱利用、長距離輸送)の脱炭素化など、現状の技術では大きな費用がかかる、ないし実現が困難となる部分が残る。IEAの最新のEnergy Technology Perspectives (ETP)⁷⁾では、排出量の正味ゼロに向けて、電化、水素、バイオエネルギー、CCUSにおける技術革新の重要性を指摘した。また、持続可能な開発シナリオにおいて、2070年までの累積的なCO₂排出削減量(対公表政策シナリオ)の約40%は、現時点ではまだ商業的な大規模展開に至っていない技術に依存していることを示した。

気候変動への対応が困難な理由のひとつとして、地球の気候システムや我々の社会・経済システムには慣性が強く

働くことが挙げられる。例えば、エネルギーシステムのインフラが数十年の寿命を有することに起因する化石燃料へのロックイン問題⁸⁾が指摘されている。技術革新も一朝一夕ではなく、研究開発投資から技術の費用低下、普及に至るまでに相応の期間を要するものである。

このような背景から、気候変動の緩和(温室効果ガスの削減)の重要性は自明と考えがちであるが、温室効果ガスの排出と経済活動が密接に関連していることを考えると、大前提として、気候変動と経済のトータルバランスを考慮した議論、すなわち、費用便益分析が不可欠である。このような評価を行うためのモデルとして統合評価モデルがあり、著名なモデルとして、DICE⁹⁾、FUND¹⁰⁾、PAGE¹¹⁾が知られている。

これらの統合評価モデルは気候変動と経済の関係を高度に集約しており、パラメータの変化に対して非常に敏感であることから議論の余地が多いモデルでもある。特に、割引率¹²⁾や被害額^{13),14)}に関する議論が多くなされており、これらの研究の多くは、低い割引率や高い被害額の見積もりにより、従来の統合評価モデルの結果と比較し、気候変動の緩和はより急を要するという点を主張している。一方で、被害額と双璧をなす緩和費用に関する検討は割引率や被害額に比べ、それほど多くなされてはいない。緩和費用に関して検討すべきこととして、上述したような技術革新(技術変化)の考慮及び社会・エネルギーシステムの慣性の考慮が重要と考えられるため、以下で先行研究のレビューを行う。

*一般財団法人日本エネルギー経済研究所

1.2 研究開発による学習

新古典派経済成長理論においては、従来、技術変化は全要素生産性の成長率として外生的に与えられていたが、P. Romer¹⁵⁾らによって、技術変化を内生化したモデルが構築された。気候変動のモデル分析においても、いくつかの研究においてこのような内生的な技術変化が考慮されている。技術変化を内生化する際のモデル化は、一般に、研究開発による学習 (Learning-by-Researching) と実施による学習 (Learning-by-Doing) に大別できる。後者のモデル化は主にボトムアップ型のモデルでしばしば用いられるが、技術の累積導入量と費用低下の関係がブラックボックスであり、新しい知識を得るための投資を行わずとも費用が低下するという楽観的な想定となる。また、統計的識別の問題から、学習パラメータの過大評価を招く可能性が指摘されている¹⁶⁾。とりわけ費用便益分析においては、技術変化をもたらすための費用を計上することが重要であるため、以下では前者に着目して文献をレビューする。

研究開発による学習を気候変動の費用便益分析へ適用した例として、いくつかの研究^{17)~21)}が挙げられ、それぞれ研究開発が技術変化に及ぼす影響を異なるモデル化により表現している。具体的には、Goulder and Mathai (2000)¹⁷⁾は緩和費用の低下、Nordhaus (2002)¹⁸⁾は排出強度の低下、Popp (2004)¹⁹⁾はエネルギー強度の低下、Popp (2006)²⁰⁾と Yin and Chang (2020)²¹⁾はエネルギー強度の低下とバックストップ技術の費用の低下の両方をそれぞれ考慮している。モデルのキャリブレーションを行う際の基準については、経験的研究による知見や現状の研究開発投資の水準などを踏まえて設定されている。これらの研究は、内生的な技術変化が排出経路に影響を及ぼす一方、エネルギー技術に対する研究開発投資の機会費用を考慮すれば、その影響は限定的である点も示唆している。

また、IPCC AR5のシナリオ分析にも貢献している WITCH²²⁾は、太陽光発電や蓄電池など具体的な技術に対して、通常の学習曲線または、研究開発による学習と実施による学習を組み合わせた 2 要素学習曲線 (Two-factor Learning Curve) によるモデル化を行っている。また、WITCH は多地域モデルであり、知識ストックの算定時に、他国からの知識のスピルオーバーの影響を考慮している。

一方、上述したような経験的な知見(過去のデータ)を用いる手法と対照的な手法として、個々の技術の見通しに関する専門家への聞き取り調査 (Expert Elicitation) と技術リッチなモデル分析を組み合わせた手法²³⁾が存在する。これらの研究は、まず、太陽光発電など具体的な技術について、専門家への聞き取り調査により、研究開発投資の水準とエネルギー技術の費用低下の関係を推定する。この関係を、不確実性を含めて、具体的な技術を取り扱うことがで

きるモデルに取り込むことで、特定技術への研究開発投資が温室効果ガスの排出経路や削減費用に与える影響や、エネルギー技術への研究開発投資の最適なポートフォリオを分析することが可能となる。対象技術はバイオマス発電、バイオ燃料、CCS、原子力発電、太陽光発電及びこれらの組合せであり、具体的な技術を表現する必要があるため、モデルは GCAM²⁴⁾、WITCH、MARKAL²⁵⁾などが使われているが、GCAMにより特定の技術の費用低下による限界削減費用曲線の形状変化を簡易なパラメータで表現し、それを DICE の緩和費用関数に反映させることで、費用便益分析を行っている研究例²⁶⁾、²⁷⁾もある。

具体的な技術に対する研究開発による学習の影響を考慮した研究は重要な方向性の一つと考えられるものの、対象技術が限定されているため、費用便益分析において重要となる、経済全体への包括的な影響を見ることは難しい点は留意が必要である。

1.3 社会・エネルギーシステムの慣性

緩和費用に関する別の観点の課題として、社会・エネルギーシステムの慣性の考慮がある。例えば、DICE では緩和費用関数(限界削減費用曲線)が前提として与えられており、ある年での緩和費用は当該年の CO₂ の削減率だけで決まり、前年の削減率は影響を与えない。つまり、極端なケースでは、1 期(5 年)で削減率を 0% から 100% に引き上げる場合でも、90% から 100% に引き上げる場合と当該年の緩和費用は変わらない。この想定はインフラの更新を伴わない省エネ行動や燃料転換のみを想定すれば妥当であるが、発電設備など長寿命のインフラ建設を伴う緩和手段に対する表現としては適切とは言えない。この問題は、ボトムアップ型モデルなどインフラの寿命を考慮したモデルであれば自然に考慮されており、このようなモデルにとっては、限界削減費用曲線は前提ではなく、排出経路によって変化する推計結果である²⁸⁾。

Grubb and Wieners (2020)²⁹⁾は、DICE の緩和費用関数に対してこのような社会・エネルギーシステムの慣性を考慮するための簡易なモデル化を提案し、慣性を考慮することで、排出量の最適削減経路は、従来の DICE が示す削減率を急速に高めていく経路から、初期の削減率は高く、削減率の変化はなだらかな経路に変化することを示した。

1.4 本研究の目的

ここまでに見たように、統合評価モデルを用いた費用便益分析においては、割引率や被害額に関する検討は多く見られる一方、そもそも緩和費用に関する検討はあまり見られず、バランスを欠いている。

緩和費用に関して考慮すべき重要な点として、研究開発

による学習がもたらす内生的な技術変化と社会・経済システムにおける慣性が挙げられるが、「研究開発投資による学習における慣性」は十分にモデル化されていない。

まず、先行研究では、ストックによる慣性はモデル化されている。具体的には、知識ストックという概念を導入し、技術変化(費用低下)はこの知識ストックの成長によりもたらされる(式(4)、(5))。この関係において、研究開発投資は知識ストックの成長をもたらすフローであるため、その寄与は「ストックによる慣性」を考慮したものとなる。

一方、先行研究のモデル化では、ある期の研究開発投資はすべて次期の知識ストックの増加に貢献し、そこには(1期のタイムステップを超える)タイムラグはない。しかし、実際には、成熟していない技術であればあるほど、研究開発投資から技術の費用低下、普及に至るまでに相応の期間を要すると考えることが自然であり、このような「タイムラグによる慣性」のモデル化を行うことで研究開発投資の影響をより適切に評価できると考える。

以上より、本研究では、統合評価モデル DICE の緩和費用に関して、タイムラグによる慣性を踏まえた研究開発による学習効果をモデル化し、費用便益分析に与える影響を評価することを目的とする。

2. 手法

2.1 DICE

W. Nordhaus によって開発された DICE は、標準的な経済成長理論モデルである Ramsey-Cass-Koopmans モデル^{30)~32)}をベースに、気候変動による適応・被害額及び温室効果ガスの削減に係る費用を組み込んだもので、これにより、経済成長と気候変動による適応・被害及び緩和のバランスを統合的に評価する費用便益分析が可能となっている。なお、気候変動による適応・被害額は気温上昇の関数として表現されており、温室効果ガスの排出による気温上昇を計算するために簡易気候モデルが組み込まれている。

最新版の DICE-2016R2 における(排出量あたりの)緩和費用関数は式(1)、限界削減費用曲線(式(1)を削減率に関し微分したもの)は式(2)でそれぞれ与えられ、緩和費用は当該年の削減率 $\mu(t)$ に対して指数的に増加する ($\theta=2.6$)。また、 $p_b(t)$ はバックストップ技術の費用(削減率 100%における限界削減費用)を表し、2015年($t=1$)において 550 US ドル(2010年価格)/tCO₂であり、その後年率 0.5%のペース(式中、 t は5年ステップ、以下同様)で自動的に減少する。なお、DICE の全体像については文献⁹⁾を参照されたい。

$$\Lambda(t) = \frac{p_b(t)}{\theta} \mu(t)^\theta \quad (1)$$

$$MAC(t) = p_b(t)\mu(t)^{\theta-1} \quad (2)$$

ここで、

$$p_b(t) = 550 \times (1 - 0.025)^{t-1} \quad (3)$$

2.2 研究開発による学習の定式化

ここでは、まずタイムラグによる慣性を考慮しない場合の研究開発による学習の定式化を行う。先行研究^{17),18),20)}に基づけば、研究開発による学習によってバックストップ技術の費用が低減する効果は式(4)~式(6)により表現できる。

$$p_b(t) = 550/H(t) \quad (4)$$

$$H(t) = H(t-1) + aR(t-1)^b H(t-1)^\varphi \quad (5)$$

$$Q(t) = C(t) + I(t) + \kappa \cdot R(t) \quad (6)$$

ここで、 $H(t)$ 、 $R(t)$ はそれぞれバックストップ技術に関する知識ストック及び研究開発投資である。バックストップ技術の費用は式(3)のように年数が経過することで自動的に低下せず、内生変数である知識ストックの増加に応じて式(4)に従って低下し、知識ストックは、1期前の研究開発投資と知識ストックの貢献により、式(5)に従って蓄積する。なお、1期前の知識ストックの貢献とは、過去からの知識の蓄積により、現在の知識の蓄積が容易になることを表現するものである。また、式(6)は産出 $Q(t)$ 、消費 $C(t)$ 、資本投資 $I(t)$ 、研究開発投資 $R(t)$ のバランスを取る式であり(単位はいずれも兆 US ドル(2010年価格))、元々の DICE の式に右辺第3項を追加したものである。

式(5)において、Popp (2006)²⁰⁾に従い、 $0 < b, \varphi < 1$ とする。このとき、パラメータ b 、 φ は、現在の知識ストックに対する1期前の研究開発投資及び知識ストックの寄与が規模に対して低減する様子を表す。 φ は通常 0.5 付近の値が採用され、ここでは Popp (2006)²⁰⁾を参照し 0.54 とした。 a 、 b については、元々の DICE におけるバックストップ技術の自動的な費用低下が、足元の研究開発投資水準の継続の下でもたらされると想定することにより求めた。具体的には、基準年の知識ストックを1で基準化($H(1)=1$)したうえで、2015年における GDP に占める低炭素技術への研究開発投資割合(0.022%)が将来に渡り一定である場合に、式(3)と式(4)が出来るだけ近くなるように(2015~2510年における $p_b(t)$ の差の二乗和が最小となるように) a 、 b を求め、それぞれ 0.0461、0.19 を得た。なお、GDP は元々の DICE の最適解における結果を用いた。 b の値は、先行研究^{18),20)}のキャリブレーションでも 0.1~0.2 程度となっており、これ

と整合的である。

2015年におけるGDPに占める低炭素技術への研究開発投資割合(0.022%)は、OECD諸国におけるGDPに占める低炭素技術(エネルギー効率、CCS、再生可能エネルギー、原子力、水素・燃料電池、その他電力・貯蔵、その他分野横断技術・研究)への研究開発投資割合(0.030%)³³⁾より算出に、OECD諸国におけるGDPに占める(エネルギー以外を含む)研究開発投資割合(2.31%)³⁴⁾と、非OECD諸国を含む世界平均(統計に含まれない国あり)のGDPに占める研究開発投資割合(1.70%)³⁵⁾の比を乗じて求めた。

式(6)の第3項は、バックストップ技術に関する研究開発投資の機会費用を表す。一般に、研究開発投資は、組織の境界を超えた知識のフロー(スピルオーバー)という正の外部性を生むことから、過少投資を誘発し、その社会的収益率は私的収益率より少なくとも2~4倍程度大きい³⁶⁾ことが知られている。一方、ある分野に対する研究開発投資を増加させると、他の分野への研究開発投資を縮小させる可能性がある(クラウドニング・アウト)。仮に、バックストップ技術への1ドルの研究開発投資が他の分野への研究開発投資を1ドル減少させるとすると(100%クラウドニング・アウト)、後者のリターンも4ドルとすれば、機会費用も4ドル、すなわち、 κ は4となる¹⁸⁾。Popp(2006)²⁰⁾は米国のマクロデータを参考に、50%のクラウドニング・アウトを想定している。一方、Buonanno et al.(2003)³⁷⁾は集約された研究開発投資が排出強度の低下と生産性の向上の両方に寄与する定式化を行っており、クラウドニング・アウトは想定していない。以上のように、 κ の想定については未だ定まった見解はない。本研究では研究開発による学習に対して、タイムラグによる慣性を導入した際の変化に着目していることもあり、クラウドニング・アウトなし($\kappa=1$)としたが、感度分析も合わせて行った。

2.3 研究開発による学習における慣性の導入

先行研究に基づく研究開発による学習の定式化では、知識ストックという概念を導入することでストックによる慣性を表現している。すなわち、研究開発投資(フロー)ではなく、知識ストックがバックストップ技術の費用を低下させるため、ある期の研究開発投資を大きく増加させたとしても、それがバックストップ技術の費用低下に与える影響は限定的となる。

一方で、式(5)においては、ある期の研究開発投資は全額が次期(ここでは1期は5年)の知識ストックの蓄積、すなわち技術の費用低下に貢献するが、実際には、特に研究開発の初期段階にある技術の場合、研究開発投資と費用低下の間にはさらにタイムラグが生じる可能性がある。さらには、技術の費用が低下してから技術が普及するまでのタイ

ムラグも存在するが、これらが考慮されていない。

本研究では、従来の知識ストックの蓄積を表現する式(5)に対し、バックストップ技術に対する研究開発投資から技術の費用低下、普及に至るまでの一連の慣性(タイムラグ)による影響を式(7)のとおり表現した。なお、定式化にあたり、緩和費用関数に対して慣性を導入した先行研究²⁹⁾を参考に、知識ストックに対する慣性の強さを表現するパラメータ p (0~1の値を取る)を導入することで、様々な p の値について感度分析を可能とした。

$$\Delta H(t) = (1-p) \cdot h(t-1) + p \cdot \Delta H(t-1) \quad (7)$$

ここで、

$$\Delta H(t) = H(t) - H(t-1) \quad (8)$$

$$h(t) = aR(t)^b H(t)^p \quad (9)$$

この定式化により、ある期の知識ストックは、前期の研究開発投資だけでなく、前期の知識ストックの増分にも依存する。明らかに、 p を0とおくと式(5)に帰着し、 p を1とおくと知識ストックの増加は前期の研究開発投資に関係なく過去のトレンドで推移する($H(1) = H(2)$ なら定常状態)。

ここで、ある期の研究開発投資による知識ストックの成長 $h(t)$ はタイムラグを伴ってもたらされ、 n 期後($n \geq 1$)の知識ストックに対する貢献 $h_lag(t+n)$ は式(10)のように書ける。また、 $h(t)=1$ とし、 $p=0.1 \sim 0.9$ に対して $h_lag(t+n)$ をプロットすると図1のようなになる(1期5年ステップ)。

$$h_lag(t+n) = \left\{ (1-p) \sum_{\tau=0}^{n-1} p^\tau \right\} h(t) \quad (10)$$

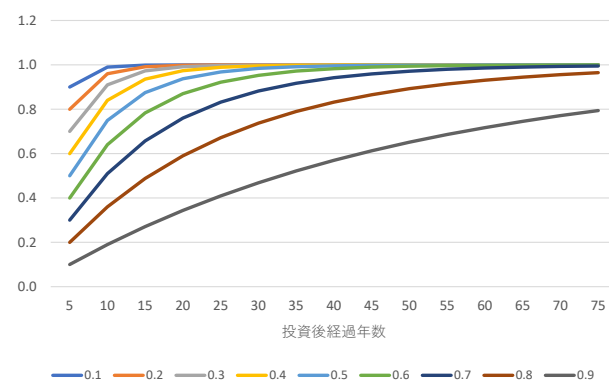


図1 研究開発投資による知識ストックの成長がタイムラグを伴ってもたらされる様子(パラメータ $p=0.1 \sim 0.9$ に対するプロット)

注：潜在的な成長を1とした

図1より、 p が0.1の場合は、研究開発投資による知識ストックの潜在的な成長の90%が5年後にもたらされるが、 p が0.9の場合は、35年後でも52%にとどまる。本研究では、研究開発投資から技術の費用低下、普及に至るまでのタイムラグを踏まえ、投資から20年後に潜在的な知識ストックの成長の90%超がもたらされるケースとして、 p を0.5としたが、感度分析も合わせて行った。

2.4 モデル構築・求解

元々のDICEはGAMS上の非線形計画モデルとして構築されており、Nordhaus氏のWebサイトからソースコードのダウンロードが可能である。本研究では最新版であるDICE-2016R2をPython(Pyomo)上で再現したうえで、式(3)を式(4)で入れ替え、式(7)～(9)を追加し、式(6)の修正(第3項の追加)を行った。求解はipopt³⁸⁾による。

計算ケースは、研究開発投資なし、研究開発投資あり・慣性なし($p=0$)、研究開発投資あり・慣性あり($p=0.5$)の3ケースに対し、気温制約(気温上昇 2.5°C 以下)あり・なしの組合せで計6ケースとした(以下、単に慣性と書いた場合はタイムラグによる慣性を指す)。なお、比較対象となる研究開発投資なしのケースでは、バックストップ技術の費用は550ドル/tCO₂で固定しているため、元々のDICEの最適解とは異なることに留意されたい。

3. 結果と考察

CO₂排出量の推計結果を図2に示す。気温制約を課さないケースについて、研究開発投資を考慮すると、考慮しない場合と比べて排出量は削減されるが、特徴として、近い将来の排出量はそれほど変化せず、2035年以降、徐々に排出量の削減が加速することが挙げられる。結果として、研究開発投資を考慮しない場合には、排出量がゼロとなるのは2145年であるが、研究開発投資を考慮した場合、2115年に前倒しされる。これは、ある年の研究開発投資のみが当該年のバックストップ技術の費用を低下させるのではなく、蓄積した知識ストックが徐々に費用を低下させるためである(ストックによる慣性)。

一方、研究開発投資から費用低下、普及に至るまでのタイムラグによる慣性(研究開発投資による知識ストックの成長は即座にもたらされるのではなく、ここでは、投資から5年後に50%、20年後に94%がもたらされる)を考慮すると、考慮しない場合と比べ、最適な排出経路はわずかに上昇するものの、あまり変化しない。

また、 2.5°C の気温制約を課したケースでは、排出量は足元から急速に減少し、2040年時点でゼロとなる。なお、これは 1.5°C 目標と対応する2050年正味ゼロより急激な削減

に見えるが、DICEでは産業起源CO₂のみを削減の対象としており、それ以外の温室効果ガスによる寄与が残存していることに留意されたい。気温制約下での各ケースの違いはわずかであるが、研究開発投資あり・なしを比較すると、将来の緩和費用を下げるができる前者の方がより急激に排出量を削減させることが最適となる。

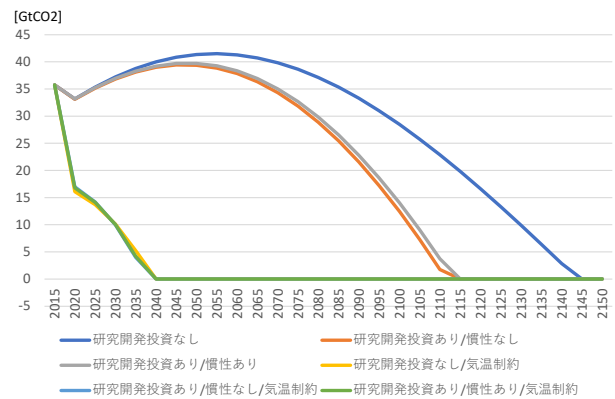


図2 CO₂排出量

気温上昇は図3に示すとおりで、気温制約を課さないケースについて、2150年の気温上昇は研究開発投資なしの場合で 4.4°C であるが、これが研究開発投資により、慣性なしの場合に 0.39°C 、慣性ありの場合に 0.36°C 低下する。なお、気温制約下では、ケース間で気温上昇経路の違いはほとんどない。

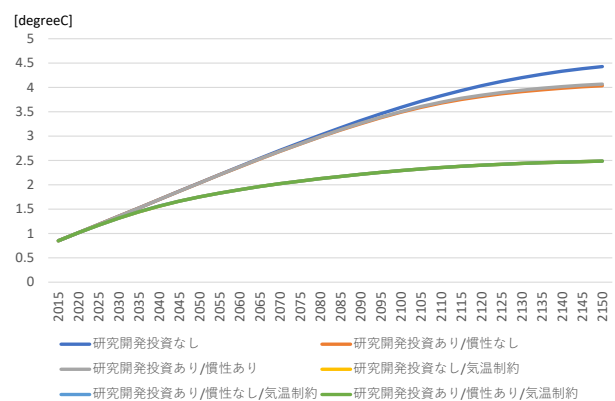


図3 気温上昇

研究開発投資を図4に示す。点線で示したベースラインは、GDPに対する低炭素技術への研究開発投資割合を現状(2015年)一定とした場合の研究開発投資の推移であり、研究開発投資に関するパラメータのキャリブレーションにおいては、この点線に沿った研究開発投資がなされた場合に、DICEで想定されている年率0.5%の費用改善が達成されると想定した。最適解における研究開発投資はベースライン

よりやや少ない水準から始まるが、増加率はベースラインのそれを上回る結果となった。

慣性を考慮した場合は、考慮しない場合と比べ、研究開発投資の水準・増加率ともに低下するものの、今世紀前半までの投資額には大きな差はない。すなわち、研究開発投資から費用低下、普及に至るまでにある程度のタイムラグがあるような場合でも、今世紀前半の研究開発投資の重要性には変わりがないと言える。

一方、気温制約を課したケースでは、課さないケースと比べ、2035年までの研究開発投資は水準・増加率ともに大幅に高く、それ以降はほぼ水平に推移している。また、研究開発投資の効果については、表1に示すとおり、2015～2100年の緩和費用(割引前)は、研究開発投資により、慣性なしのケースで25.0%、慣性ありのケースで22.4%削減される。よって、排出量の早期削減を目指す場合は特に今世紀前半の研究開発投資の重要性が飛躍的に高まるといえる。加えて、気温制約を課したケースでは、課さないケースとは対照的に、慣性を考慮すると、近い将来の研究開発投資も低下する。早期の排出削減及び緩和費用削減が求められる気温制約下では、研究開発投資の効果が表れるまでのタイムラグが長いと、投資の費用対効果が損なわれるため、慣性の影響は比較的大きく表れる。ただし、慣性を考慮した場合でも、最適な投資水準は気温制約がない場合のそれを大きく上回っていることに変わりはない。

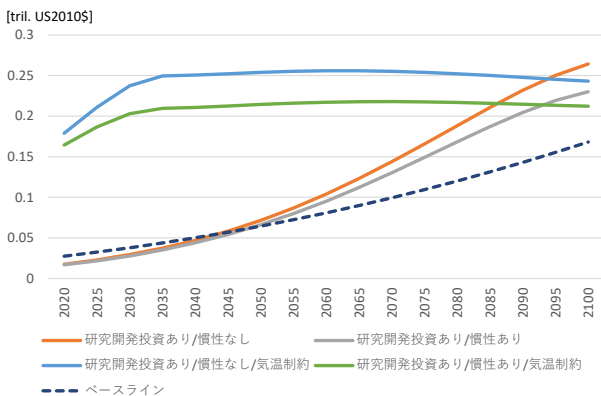


図4 研究開発投資

表1 気温制約下における研究開発投資による緩和費用の削減率(2015～2100年、研究開発投資なしケースとの比較)

ケース(気温制約下)	緩和費用(割引前)の削減率
研究開発投資あり／慣性なし	-25.0%
研究開発投資あり／慣性あり	-22.4%

4. 感度分析

ここでは不確実性が高い2つのパラメータが研究開発投資に及ぼす影響について感度分析を行った。ひとつは式(7)における、知識ストックのタイムラグによる慣性に関するパラメータ p 、もうひとつは式(6)における、研究開発投資の機会費用に関するパラメータ κ である。なお、以下の計算では気温制約は課していない。

パラメータ p に関する感度分析の結果を図5に示す。 p を増加させると研究開発投資の最適経路が徐々に下方にシフトするが、 p が0.5(知識ストックに対する寄与が、投資から5年後で50%、20年後で94%)までであれば、今世紀前半の研究開発投資の最適経路はほとんど変化しないことが分かる。

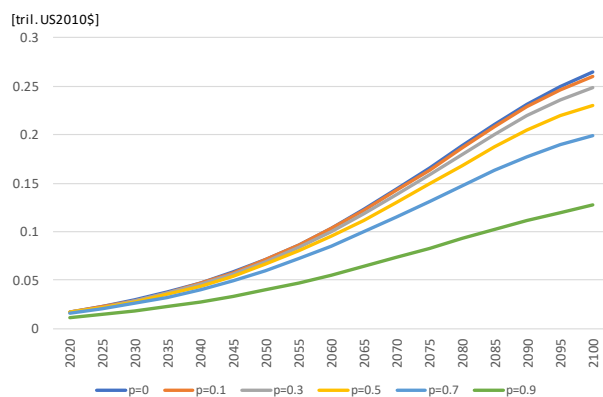


図5 研究開発投資(パラメータ p に関する感度分析)

パラメータ κ に関する感度分析の結果を図6に示す(いずれも $p = 0.5$)。機会費用の程度が研究開発投資の最適経路に与える影響は大きく、完全なクラウドニング・アウトを想定する場合 ($\kappa = 4$)、クラウドニング・アウトを想定しない場合 ($\kappa = 1$) と比較して、2050年における研究開発投資額は80%も低下する。機会費用の存在(式(6)第3項)のため、経済全体を考えると、低炭素技術への研究開発投資に振り向けられる資金は限定的にならざるを得ないが、低炭素技術への研究開発投資の機会費用がどの程度かについては、十分な知見がなく不確実性が大きいので、今後の研究が望まれる。一方で、 κ は研究開発投資の最適水準に大きな影響を与えるものの、増加率には影響を及ぼさない。例えば、2050年における研究開発投資額はいずれのケースでも2020年の約4倍である。本研究では研究開発による学習における慣性が最適研究開発投資経路に及ぼす影響を評価することを主目的とし、慣性が存在する場合でも今世紀前半の最適研究開発投資経路は変わらないと結論付けたが、この結論は κ の設定によって大きく変化するものではない。

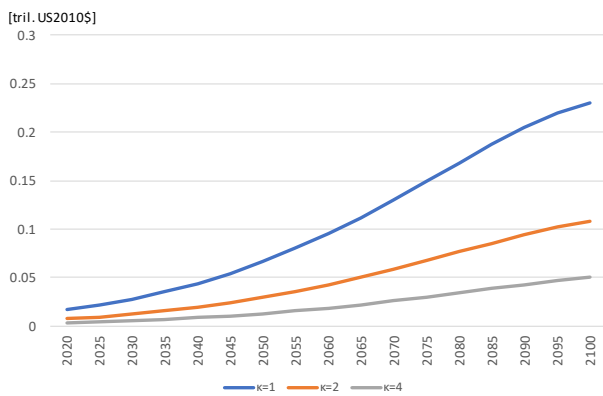


図6 研究開発投資(パラメータ κ に関する感度分析)

5. 結論

本研究では、統合評価モデルDICEの緩和費用に関して研究開発による学習効果を導入し、さらにそこに研究開発投資から費用低下、普及に至るまでの一連の慣性(タイムラグ)による影響を反映したうえで費用便益分析を実施した。

研究開発投資は短期の排出削減にはほとんど影響を与えないが、長期の排出削減には徐々に大きな影響を与える。また、タイムラグによる慣性を考慮した場合、研究開発投資の水準・増加率は、慣性を考慮しない場合と比較して低下するものの、今世紀前半の投資額には大きな差がなく、近い将来における研究開発投資は依然として重要であることが示された。また、気温制約を考慮すると、特に今世紀前半の研究開発投資の重要性は飛躍的に高まる。

将来の削減率を高めるために研究開発投資による技術革新を進めることは対策の先送りであると指摘されることがあるが、本研究の結果を踏まえると、投資の効果が表れるまでのタイムラグを考慮したとしても、足元での研究開発投資の重要性は変わらず、さらにパリ協定の長期目標を目指す中においては、その重要性は益々高まっているといえる。

研究開発にはその成否に関する不確実性が伴うことや、低炭素技術への研究開発投資が他の分野への研究開発投資を減少させる可能性などを考慮すると、総額としていくらか投資するのが最適かという点について頑健な結論を導くことは難しく、この点は引き続き今後の研究課題である。ただ、現実には、80%を超えるような大規模削減は、現時点で単に費用が高いというよりも実行不可能と思われ、そのような場合には、最終的に排出量の正味ゼロを目指すのであれば、どのような排出経路であろうとも技術革新及びそのための研究開発投資は必須である。

参考文献

1). IPCC; Special Report: Global Warming of 1.5 °C, (2018).

2). IPCC; Special Report: Climate Change and Land, (2019).

3). IPCC; Special Report: The Ocean and Cryosphere in a Changing Climate, (2019).

4). IEA Data and statistics; <https://www.iea.org/data-and-statistics?country=WORLD&fuel=CO2%20emissions&indicator=Total%20CO2%20emissions> (アクセス日 2020.10.7)

5). UNEP; Emissions Gap Report 2019, (2019).

6). IPCC; AR5 synthesis report: Climate change 2014, (2014).

7). IEA; Energy Technology Perspectives 2020, (2020).

8). Unruh, Gregory C; Escaping carbon lock-in, Energy policy, 30-4 (2002), pp.317-325.

9). Nordhaus, William; Projections and uncertainties about climate change in an era of minimal climate policies, American Economic Journal: Economic Policy, 10-3 (2018), pp.333-60.

10). Stephanie Waldhoff, David Anthoff, Steven Rose, and Richard S. J. Tol; The Marginal Damage Costs of Different Greenhouse Gases: An Application of FUND, Economics: The Open-Access, Open-Assessment E-Journal, 8 (2014-31), pp.1-33.

11). Hope, Chris; The marginal impact of CO2 from PAGE2002: An integrated assessment model incorporating the IPCC's five reasons for concern, Integrated Assessment, 6-1 (2006), pp.19-56.

12). Stern, Nicholas, and Nicholas Herbert Stern; The economics of climate change: the Stern review, Cambridge University press, (2007).

13). Moore, Frances C., and Delavane B. Diaz; Temperature impacts on economic growth warrant stringent mitigation policy, Nature Climate Change, 5-2 (2015), pp.127-131.

14). Cai, Yongyang, Timothy M. Lenton, and Thomas S. Lontzek.; Risk of multiple interacting tipping points should encourage rapid CO2 emission reduction, Nature Climate Change, 6-5 (2016), pp.520-525.

15). Romer, Paul M; Endogenous technological change, Journal of political Economy, 98-5, Part 2 (1990), S71-S102.

16). Nordhaus, William D; The perils of the learning model for modeling endogenous technological change, The Energy Journal, 35-1 (2014).

17). Goulder, Lawrence H., and Koshy Mathai; Optimal CO2 abatement in the presence of induced technological change, Journal of Environmental Economics and management, 39-1 (2000), pp.1-38.

18). Nordhaus, William D; Modeling induced innovation in climate-change policy, Technological change and the

- environment, 9 (2002), pp.259-290.
- 19). Popp, David; ENTICE: endogenous technological change in the DICE model of global warming, *Journal of Environmental Economics and management*, 48-1 (2004), pp.742-768.
 - 20). Popp, David; ENTICE-BR: The effects of backstop technology R&D on climate policy models, *Energy Economics*, 28-2 (2006), pp.188-222.
 - 21). Yin, Di, and Youngho Chang; Energy R&D Investments and Emissions Abatement Policy, *The Energy Journal*, 41-6 (2020).
 - 22). Emmerling, Johannes, et al.; The WITCH 2016 Model - Documentation and Implementation of the Shared Socioeconomic Pathways, FEEM Working Paper No. 42 (2016).
 - 23). Anadon, Laura Diaz, Erin Baker, and Valentina Bosetti; Integrating uncertainty into public energy research and development decisions, *Nature Energy*, 2-5 (2017), pp.1-14.
 - 24). Calvin, Katherine, et al; GCAM v5. 1: representing the linkages between energy, water, land, climate, and economic systems, *Geoscientific Model Development (Online)*, 12 (2019), pp.677-698.
 - 25). Fishbone, Leslie G., and Harold Abilock; Markal, a linear - programming model for energy systems analysis: Technical description of the bnl version, *International Journal of Energy Research*, 5-4 (1981), pp.353-375.
 - 26). Baker, Erin, and Senay Solak; Climate change and optimal energy technology R&D policy, *European Journal of Operational Research*, 213-2 (2011), pp.442-454.
 - 27). Baker, Erin, and Senay Solak; Management of energy technology for sustainability: How to fund energy technology research and development, *Production and Operations Management*, 23-3 (2014), pp.348-365.
 - 28). Akimoto, Keigo, et al.; Comparison of marginal abatement cost curves for 2020 and 2030: longer perspectives for effective global GHG emission reductions, *Sustainability Science*, 7-2 (2012), pp.157-168.
 - 29). Grubb, Michael, and Claudia Wieners; Modeling myths: on the need for dynamic realism in DICE and other equilibrium models of global climate mitigation, *Institute for New Economic Thinking Working Paper Series*, 112 (2020).
 - 30). Ramsey, Frank Plumpton; A mathematical theory of saving, *The economic journal*, 38-152 (1928), pp.543-559.
 - 31). Cass, David; Optimum growth in an aggregative model of capital accumulation, *The Review of economic studies*, 32-3 (1965), pp.233-240.
 - 32). Koopmans, Tjalling C; On the concept of optimal economic growth, *Cowles Foundation Discussion Papers 163*, Cowles Foundation for Research in Economics, Yale University, (1963).
 - 33). IEA Data Service, *Energy Technology RD&D (2020 early edition)*; <http://wds.iea.org/WDS/Common/Login/login.aspx> (アクセス日 2020.10.7)
 - 34). OECD Data, *Gross domestic spending on R&D*; <https://data.oecd.org/rd/gross-domestic-spending-on-r-d.htm> (アクセス日 2020.10.7)
 - 35). UNESCO Institute for Statistics; *Global Investments in R&D, Fact Sheet No. 50, UIS/FS/2018/SCI/50*, (2018).
 - 36). Jones, Charles I., and John C. Williams; Measuring the social return to R&D, *The Quarterly Journal of Economics*, 113-4 (1998), pp.1119-1135.
 - 37). Buonanno, Paolo, Carlo Carraro, and Marzio Galeotti; Endogenous induced technical change and the costs of Kyoto, *Resource and Energy economics*, 25-1 (2003), pp.11-34.
 - 38). Ipopt Documentation; <https://coin-or.github.io/Ipopt/> (アクセス日 2020.10.7)

お問い合わせ: report@tky.ieej.or.jp