

日本を含む7カ国のイノベーションを考慮した 生産性変化の分析

Analysis of Productivity Changes Considering Innovation in Seven Countries Including Japan

後藤美香*
GOTO Mika

This study examines changes in productivity for seven countries including Japan and performs their decomposition into four factors from 1999 to 2019. For this purpose, this study measures total factor productivity using a combination of multiple inputs and outputs. We include a number of articles as an output, and a total amount of research and development costs as an input for production in order to incorporate innovation factors into the productivity measurement. Concretely, we measure the Hicks-Moorsteen-Bjurek (HMB) productivity index with a consideration of inefficiency by applying data envelopment analysis models. Further, the HMB productivity index is decomposed into four factors; technical change, efficiency change, scale change, and input and output mix effects components. The results indicate that Japan's HMB productivity index for the period 1999-2019 is the third highest after Korea and Germany, which is mainly attributed to the higher technical change component that represents technological progress or frontier shift over the period.

Keywords: Productivity, Efficiency, Innovation, DEA, Decomposition

*東京工業大学 環境・社会理工学院
School of Environment and Society, Tokyo Institute of Technology

I. はじめに

生産性の向上は、持続可能な経済成長のための本質的な課題の1つである。日本生産性本部が毎年公表する労働生産性の国際比較¹⁾によれば、我が国の生産性は時間当たり労働生産性でOECD加盟38カ国中23位、1人当たり労働生産性で同28位と、データが取得可能な1970年以降において最も低い順位となった。これを主要先進7カ国²⁾で見た場合、1970年以降継続して最下位となっている。また国際経営開発研究所(International Institute for Management Development)による「世界競争力年鑑(World Competitiveness Yearbook)」³⁾の2022年版では、63カ国・地域中、日本は34位であった。同年鑑の公表が始まった1989年から1992年まで1位を維持したものの、その後徐々に順位を下げ、2019年以降は連続して30位台となっている。そのため、技術革新やイノベーション創出の加速により、生産性の向上や日本経済の持続可能な成長が期待されている。

本研究ではこのような状況認識と問題意識の下、日本を含む7カ国を対象に、2000年前後からの生産性の変化とその要因分解分析を行う。本研究で扱う生産性は、労働生産性のような単一のインプットとアウトプットの対比ではなく、複数のインプットとアウトプットを組み合わせて評価する多面的な指標としてのTFP(Total Factor Productivity:総要素生産性)である。そのために、Bjurek(1996)により提示されたHicks-Moorsteen-Bjurek生産性指数(Hicks-Moorsteen-Bjurek Productivity Index:HMB-PI)を計測し、Nemoto and Goto(2005)により提唱された生産性指数の要因分解分析を行う。また、経済的価値を生み出す源泉となる技術革新・イノベーションを代理変数により計測に明示的に取り入れるため、アウトプットとして国全体の論文数を、インプットとして研究開発費総額を導入する。分析結果から、対象国の直近年までの生産性変化とその要因について議論する。

本稿の構成は以下のとおりである。第2章では生産性分析に関する先行研究を概観する。第3章はデータと分析手法について説明する。第4章は分析結果を提示する。第5章でまとめと今後の課題について述べる。

II. 先行研究

複数の国や地域を対象とした生産性の分析は、これまでもさまざまな視点や手法により研究の蓄積が行われてきた。TFPを計測する場合、生産における非効率性を明示的に取り扱うか否かによって大きく2つに分類することができる。例えば、企業などの意思決定主体にとっては、ビジネスを取り巻く経済状況や環境および制度は絶えず変化しているが、これらの中で、常に効率的に経営活動を行うこと、すなわち制御不能な状況に対応して各期の資源保有量を最適な水準に完全に調整することができている状態を仮定すれば、生産性の測定において非効率性を考慮する必要はない。しかしこのような状況は現実的とは言えない。そのため、企業の最適化行動を捉えるために、インプットの稼働率を反映させることでデータの調整を行う場合がある。例えば、労働の過不足は従業員の労働時間によって、また資本の過不足は生産設備の稼働率によって調整することができる。しかし、このような企業の最適化行動がうまく働かず、データ調整が不完全なまま計測されることがある。

このような懸念に対し、生産効率性を明示的に取り扱うことで、非効率性のギャップを埋めようとする研究が行われてきた。Farrell(1957)は、効率的な生産関数と効率性指標を論じることで、生産効率性計測の概念を提示し、生産活動の総合的効率性を、技術効率性と配分効率性に分解する方法を示した。Charnes, Cooper and Rhodes(1978)では、Farrell(1957)の生産効率性の計測を、データ包絡分析法(Data Envelopment Analysis:DEA)と呼ばれる線形計画法の枠組みで実装することを提案し、今日まで様々な意思決定主体の効率性計測に応用されてきた。特に、近年エネルギーや環境、イノベーションに関連した応用研究が増加している。

例えばChakraborty and Mazzanti(2020)は、1975年から2014年のOECD 21カ国を対象に、グリーン・エネルギーイノベーションとエネルギー効率との短期および長期の関係を明らかにすることを試みている。その結果、両者の間には関係があるものの、近年では有意性が失われてきていることを示した。またWurloda and Noailly(2018)は、OECD 17カ国の14産業部門におけるグリーン・イノベーションがエネルギー効率に与える影響を、1975年から2005年のデータを用いて分析し、グリーン・イノベ

ションが多く、多くのセクターでエネルギー効率の低下に寄与していることを示した。これらはいずれも、特許数をイノベーションの代理変数として用いている。

DEAモデルの拡張も行われている。Nemoto and Goto (2003) により提唱されたDynamic DEAでは、複数期間にわたる動的な最適資源配分メカニズムを想定した分析が可能になる。またTone and Tsutsui (2009) によるNetwork DEAでは、生産プロセスにおける部門間の相互関係をネットワーク構造として導入した最適化が検討された。これらの手法はさまざまな研究に応用され、例えばOECD諸国を対象としたOuyang and Yang (2020) や、Guo, Lu, Lee, and Chiu (2017) などがある。

本研究では、これらの先行研究と同様に、生産性計測に効率性を明示的に導入する。それにより、稼働率要因のみならず、その他の経済的非効率性もTFPの計測に取り入れることができる。ただし、生産性の時間変化をDynamic DEAで取り扱う研究とは異なり、Nemoto and Goto (2005) の方法を踏襲する。当該研究ではHMB-PIを応用し、それを4つの要因に分解する方法を提案している。

HMB-PIは、距離関数の組み合わせで測定される。距離関数の計測については、パラメトリックな手法とノンパラメトリックな手法の双方からアプローチすることが可能である。本研究では、後者に属するDEAを用いる。DEAは、企業や産業など意思決定主体 (Decision-making Unit: DMU) の生産効率を、距離関数の測定を通じて評価するノンパラメトリックな手法である。複数のインプットと複数のアウトプットから成る生産システムに適用することができ、生産関数や誤差項の分布に先見の仮定を置く必要がない点や、生産性の分解分析において説明できない残差部分を扱わずに済むことなど、確率的フロンティア分析 (Stochastic Frontier Analysis: SFA) のようなパラメトリックな手法に対する強みを有する。一方で、データの外れ値などが結果に影響を及ぼしやすいこと、また効率値に影響を及ぼす要因の特定については他の手法と組み合わせる必要があるなどの制約や注意点がある。

Ⅲ. データと実証分析モデル

1. データ

本研究では、日本、アメリカ、ドイツ、イギリス、フランス、中国、韓国の7カ国の、1995年から2019

年の年次データを分析に用いる。アウトプットは、国や地域を対象とした生産性分析で一般的に用いられるGDPに加え、論文数⁴⁾を用いる。またインプットについては、GDPとともに生産性の計測でよく用いられる労働および資本に加え、研究開発費総額を用いる。論文数はイノベーションの成果の代理変数として、また研究開発費はイノベーションのための投入資源の代理変数として、それぞれアウトプットとインプットに用いることで、イノベーションを考慮した生産性分析を行う。GDPは2015年基準の米ドル (10億ドル)、論文数は本数 (100本)、労働は15~64歳の労働人口の合計人数 (人)、資本ストックは2017年基準米ドル (10億ドル)、研究開発費は研究開発費総額 (10億円)⁵⁾を用いた。GDPと労働はThe World Bank DataBank⁶⁾ から、資本ストックはPenn World Table version 10.0⁷⁾ から、論文数と研究開発費は科学技術指標2022統計集⁸⁾ からそれぞれ取得した。

本稿で分析に用いるデータの記述統計量は表1のとおりである。また各変数の平均値の時間変化を図1に示す。

表1および図1から、ほとんどの変数・期間において米国の規模が圧倒的に大きく、7カ国中最大であることがわかる。ただし、GDP、論文、資本、研究開発費については中国が期間中大幅に増加し、米国に迫る勢いを見せており、論文については2018年に米国を追い抜いて最大となっている。また顕著な数値として、労働については中国の水準が突出して大きいことがわかる。

2. 実証分析手法

(1) データ包絡分析法 (DEA) モデル

第Ⅱ章で述べたように、本研究ではHMB-PIを計測することで、非効率性を考慮したTFPの計測と要因分解を行う。TFPは、アウトプットとインプットの比として定義される。Färe, Grosskopf and Margaritis (2008) で述べられたように、TFP指数はTörnqvist生産性指数とFisher生産性指数が一般的である。両者は価格情報を用いてインプットとアウトプットの量を集計し、生産性指数を算出する。そのため企業や産業の生産技術に関する個別の情報が得られない状況においても生産性指数を計測することができる。

一方、Bjurek (1996) が定義したHMB-PIは、Malmquistアウトプット指数と同インプット指数の

表1：データの記述統計量

変数		GDP	論文	労働	資本	研究開発費
国	統計量	10億 US\$	100本	1000人	10億 US\$	10億 JPY
日本	平均	4197	747	61289	25092	16831
	最大	4580	843	63290	26139	19459
	最小	3786	536	59043	22010	12657
米国	平均	15696	2903	146818	57038	43396
	最大	19925	3938	156606	69059	64329
	最小	11136	2034	132576	42633	27694
ドイツ	平均	3054	808	40804	18487	9656
	最大	3600	1132	42473	20957	13668
	最小	2583	490	39480	15722	6611
フランス	平均	2231	581	28544	15432	5558
	最大	2617	760	29963	18013	6614
	最小	1771	385	26194	12756	4551
イギリス	平均	2603	801	30447	12892	4113
	最大	3191	1193	33262	15374	5331
	最小	1952	526	27940	10292	3076
中国	平均	6551	1419	736781	39091	19013
	最大	14296	4694	764107	101703	53266
	最小	1831	136	676187	8431	1733
韓国	平均	1114	329	23372	7423	5018
	最大	1638	642	25827	11199	10344
	最小	605	52	20648	3681	1783
全体	平均	5064	1084	152579	25065	14798
	最大	19925	4694	764107	101703	64329
	最小	605	52	20648	3681	1733

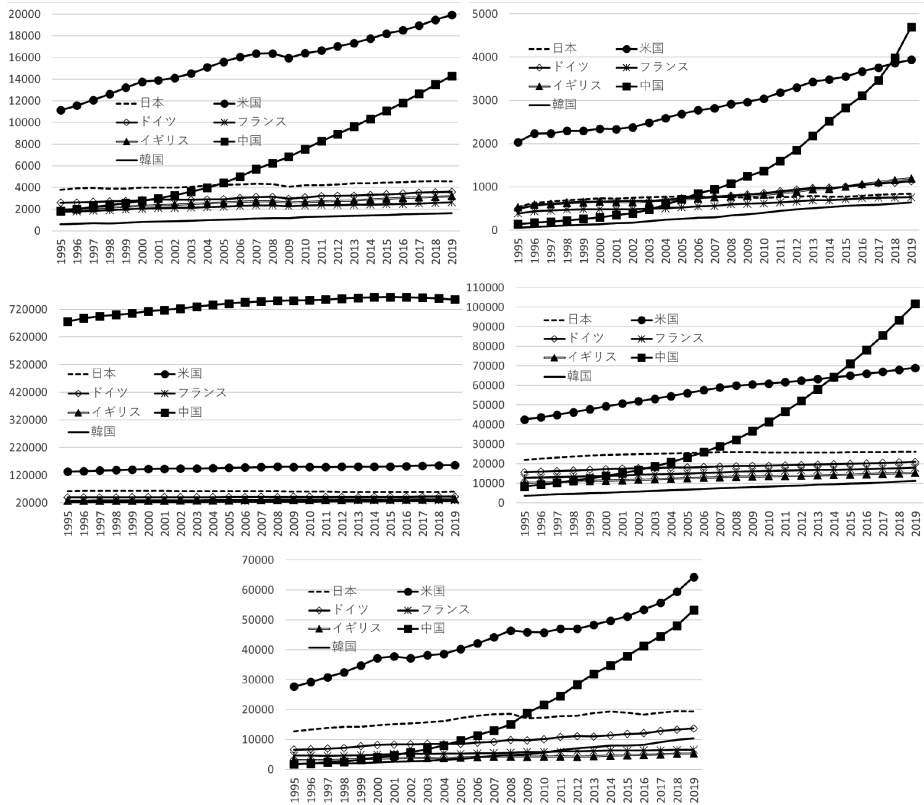


図1：変数の平均値の時間変化

組み合わせにより構成される。Malmquist指数自体は, Caves, Christensen, and Diewert (1982) によって提案され, 企業の任意の生産技術に基づき定義される。具体的には, t 期から $t+1$ 期へのアウトプットの変化を測定するMalmquistアウトプット指数は以下の式(1)により記述される。

$$M_y^{t+1,t} = \left\{ \frac{D_o^t(x^t, y^{t+1}) D_o^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_o^t(x^t, y^t) D_o^{t+1}(x^{t+1}, y^t)} \right\}^{1/2}, \quad (1)$$

ここで t 期のアウトプット指向 (output-oriented) の距離関数 D_o^t は, インプット x およびアウトプット y , アウトプットを増加させる度合いを示す δ によって次のように定義される。

$$D_o^t(x, y) \equiv \min \{ \delta \mid (x, y/\delta) \in \Omega^t \}. \quad (2)$$

Ω^t は t 期における技術的に実現可能なあらゆるインプットとアウトプットの組み合わせからなる生産可能性集合である。 $D_o^t(x, y) \leq 1$ となる場合, アウトプット指向の距離関数はDMUの技術効率を計測し, また $D_o^t(x, y) = 1$ となる場合, DMUがインプットを増やさなければより多くのアウトプットを生産できないという意味で完全に効率的であることを示す。

同様に, t 期から $t+1$ 期への変化を計測するMalmquistインプット指数は式(3)で与えられる。

$$M_x^{t+1,t} = \left\{ \frac{D_i^t(x^{t+1}, y^t) D_i^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_i^t(x^t, y^t) D_i^{t+1}(x^t, y^{t+1})} \right\}^{1/2}, \quad (3)$$

ここで t 期のインプット指向 (input-oriented) の距離関数 D_i^t はインプット x およびアウトプット y , インプットを削減する度合いを示す δ によって次のように定義される。

$$D_i^t(x, y) \equiv \max \{ \delta \mid (x/\delta, y) \in \Omega^t \}. \quad (4)$$

$D_i^t(x, y) \geq 1$ はインプット指向の距離関数がDMUの技術効率を計測することを意味しており, $D_i^t(x, y) = 1$ はDMUがアウトプットを減らさずにインプットをこれ以上減らせないという意味で完全に効率的であることを示す。

上記2つの指数を用いることで, HMB-PIはMalmquistインプット指数とMalmquistアウトプット

指数の比率として式(5)のように与えられる。

$$HMB^{t+1,t} = M_y^{t+1,t} / M_x^{t+1,t}. \quad (5)$$

なお, $M_y^{t+1,t}$ および $M_x^{t+1,t}$ はインプットとアウトプットの変化を測るものであり, HMB-PIは t 期から $t+1$ 期までの生産性の変化を計測している。

Nemoto and Goto (2005) では, 距離関数の測定にパラメトリック・アプローチを用いている。一方, 本研究では, Goto et al. (2018) と同様に, 生産関数や誤差項の分布形を特定する必要のないノンパラメトリック・アプローチとしてDEAモデルを用いる。DEAモデルは以下の3つの観点から分類することができる。(a) Radial モデルかNon-radialモデルか, (b) 規模に関して収穫一定か収穫可変か, (c) インプット指向モデルかアウトプット指向モデルか, である。本研究では, 規模に関して収穫可変の生産技術を仮定したRadialモデルのDEAモデルを適用する。HMB-PIを構成する距離関数の測定には, インプット指向とアウトプット指向の両方のモデルが使用される。

具体的には, 規模に関する収穫可変の生産技術の下でのインプット指向Radial DEAモデルにより, k 番目のDMUの効率性を計測するために用いられるモデルは以下の(6)ように記述される。

$$\begin{aligned} & \text{Maximize } \xi + \varepsilon (\sum_{i=1}^m R_i^x d_i^x + \sum_{r=1}^s R_r^y d_r^y) \\ & \text{s.t. } \sum_{j=1}^n x_{ij} \lambda_j + d_i^x + \xi x_{ik} = x_{ik} \quad (i=1, \dots, m), \\ & \quad \sum_{j=1}^n y_{rj} \lambda_j - d_r^y = y_{rk} \quad (r=1, \dots, s), \quad (6) \\ & \quad \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1, \lambda_j \geq 0 \quad (j=1, \dots, n), \xi, \varepsilon: \text{URS}. \end{aligned}$$

ここで URSは制約無し (unrestricted) を指す。また m 個のインプットと s 個のアウトプットから成る列ベクトルをそれぞれ次のように表し, $X_j = (x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{mj})^T$, $Y_j = (y_{1j}, y_{2j}, \dots, y_{sj})^T$, $j=1, \dots, n$, ベクトルの要素としてのデータはすべて非負とする。これらに加え, DEAモデルに導入され計測される未知のスラック変数を, インプット i ($i=1, \dots, m$) のスラック変数 $d_i^x \geq 0$, アウトプット r ($r=1, \dots, s$) のスラック変数 $d_r^y \geq 0$ として定義する。さらに, インプットやアウトプットをつなぐ “intensity variable” ないし “structural variable” として, $\lambda = (\lambda_1, \dots, \lambda_n)^T$ を定義する。

また, 規模に関する収穫可変の生産技術を仮定したアウトプット指向のRadial DEAモデルにより,

k 番目のDMUの効率性を計測するモデルは以下の(7)のように記述される。

$$\begin{aligned} & \text{Maximize } \xi + \varepsilon (\sum_{i=1}^m R_i^x d_i^x + \sum_{r=1}^s R_r^y d_r^y) \\ & \text{s.t. } \sum_{j=1}^n x_{ij} \lambda_j + d_i^x = x_{ik} \quad (i=1, \dots, m), \\ & \quad \sum_{j=1}^n y_{rj} \lambda_j - d_r^y - \xi y_{rk} = y_{rk} \quad (r=1, \dots, s), \quad (7) \\ & \quad \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1, \lambda_j \geq 0 \quad (j=1, \dots, n), \xi: \text{URS}. \end{aligned}$$

変数と記号の定義はモデル(6)と同じであり、どちらのモデルも次のように効率値 $0 < \theta \leq 1$ を計測することができる。

$$\theta = 1 - \xi^*. \quad (8)$$

ここで、アスタリスクはモデル(6)と(7)を解くことによって得られる変数の最適値を示す。なお、式(1)を構成するアウトプット指向の距離関数の値は効率値と同じであるが、式(3)を構成するインプット指向の距離関数はDEAの効率値の逆数で計算されるため、

$$D_i(x, y) = \frac{1}{\theta} \text{ のようになる。}$$

さらに、本研究では、DEAモデルにCharnes, Clark, Cooper and Golany (1985) が提唱した Window Analysis を適用する。Window Analysis では、DMUは当期に利用可能な技術のみならず、過去に利用可能であった技術を当期においても利用可能である、と仮定する。このようなことはあり得ることであり、何期間のデータ (Window) を採用するかは分析者が決めるため、期間選択に恣意性は残るものの、計算上のメリットを得るためここでは5期間のWindowを用いる。以下にインプット指向のRadial DEAモデルを、モデル(6)を修正して記述する。

$$\begin{aligned} & \text{Maximize } \xi + \varepsilon (\sum_{i=1}^m R_i^x d_i^x + \sum_{r=1}^s R_r^y d_r^y) \\ & \text{s.t. } \sum_{j=1, t=p-4, \dots, p}^n x_{ijt} \lambda_{jt} + d_i^x + \xi x_{ikp} = x_{ikp} \quad (i=1, \dots, m), \\ & \quad \sum_{j=1, t=p-4, \dots, p}^n y_{rjt} \lambda_{jt} - d_r^y = y_{rkp} \quad (r=1, \dots, s), \quad (9) \\ & \quad \sum_{j=1, t=p-4, \dots, p}^n \lambda_{jt} = 1, \lambda_{jt} \geq 0 \\ & \quad (j=1, \dots, n, t=p-4, \dots, p), \xi: \text{URS}. \end{aligned}$$

例えば、本研究で用いるデータ期間の最も古い年である1995年以降の5年間を最初のWindowとして用い、5年目の $p=1999$ のDMUの効率性を評価対象とする場合、モデル(9)では、 $p-4=1995$, $p-3=1996$, $p-2=1997$, $p-1=1998$, を加えた5期間の

生産技術が p 期の生産技術とともに利用可能であると仮定して効率値の計測を行う。本研究では、同様に5期間のWindow Analysisの枠組みを用いたアウトプット指向のRadial DEAモデルも使用するが、モデル(6)からモデル(9)への修正と同じ手順であるため、ここでは説明を省略する。

このように Window Analysisを適用することのメリットとデメリットは以下のとおりである。メリットとしては、毎期の変数の動きによる影響をならすことで、年によっては生産可能性フロンティアが後退するような現象が生じ、技術進歩ではなく技術退歩として計測される実証分析上の問題をある程度避けることができる点が挙げられる。実際のデータは、その時々さまざまな事象によって影響を受け変動するが、一度利用可能になった新しい技術がすぐに使えなくなり、古い技術に戻ってしまうという状況は考えにくい。また、フロンティアを形成するデータ数が増えることで、ほとんどのDMUの効率値が1になり評価不能となる状況⁹⁾を減らすことができる点も挙げられる。一方、デメリットとしては、フロンティアを形成し得るデータとして、比較対象である当期の自身と他者に加え、過去の自身と他者の実績も含まれるため、DEAの特徴である相対的な評価の意味合いが時間方向に拡張される点である。すなわち、現在および過去の自身と他者の実績が混在してフロンティアが形成されるため、相対的効率性を解釈する際にはこの点を念頭に置いておく必要がある。

(2) 生産性指数の分解分析

HMB-PIは4つの要因に分解することができ、この分解可能な特性により、HMB-PIは生産性上昇の源泉を検証する機能を有する。この特性は、他の一般的な生産性指数と比較して望ましいものである。例えば先述のTörnqvist生産性指数は、企業の最適化行動を前提としているため、生産性の分解において非効率性を考慮していない。これに対してMalmquist生産性指数は、効率性と生産性を明示的に結びつけているため、非効率性を生産性の分解分析に取り込むことができる。しかし、この指数は規模に関する収穫一定の技術を前提とするときにのみ正しく定義されるため、規模効果を取り込むことができない。

一方、HMB-PIは生産性の変化を4つの要因に完全に分解した統合的な枠組みを提供している点に強

みがある。4つの要因は、技術変化 (Technical Change) $TC^{t+1,t}$ 、効率性変化 (Efficiency Change) $EC^{t+1,t}$ 、規模の変化 (Scale Change) $SC^{t+1,t}$ 、そしてインプット・アウトプット混合効果 (Input and Output Mix Effects) $ME^{t+1,t}$ である。HMB-PIと4つの要因の関係は式(10)のような総括的な形で記述される。

$$HMB^{t+1,t} = TC^{t+1,t} \times EC^{t+1,t} \times SC^{t+1,t} \times ME^{t+1,t} \quad (10)$$

技術変化要因 (TC) は経年的な生産フロンティアのシフトを計測する。このようなフロンティアシフトは通常技術進歩によって生じる。効率性変化要因 (EC) はDMUの生産フロンティアからの乖離を計測する。DMUの効率性は、DMUが生産フロンティアに近づいたり遠ざかったりすることで毎期間変化し得る。効率性の変化は、例えばインプットの利用率の変化により生じる。DMUのインプットの利用率に変化をもたらす主な要因は、(1)マクロレベルの需要ショック、輸出や国内支出の変化、財政政策、(2)競争環境下において生産効率性を高めようとするDMU (企業等) のマクロレベルでの経営努力、が考えられる。前者が国全体の効果であるのに対して、後者は企業や産業の固有の特徴を表す。本論文では、国単位の集計データを分析しているため、効率性変化の成分は、全国的な需要ショックの影響を明示的に受け一方で、国の経済を構成する企業や産業の経営努力の影響を暗黙的に受けっていると考える。

規模変化要因 (SC) は、国の経済の規模に関する収穫の状態に関連している。生産技術が規模に関して収穫逓増 (逓減) の場合、経済は規模の拡張に伴い比例的以上に (以下に) 生産が可能となる。最後にインプットとアウトプットの混合効果 (ME) であるが、これはインプットとアウトプットの組み合わせに変化がある場合に観測される。本研究では国全体のデータを用いるため、MEは、それぞれに生産性成長率の異なる、経済全体の産業セクターの構成変化により生じ得る。すなわち、混合効果は生産技術の構成変化が生産性に及ぼす影響を示しており、一定のアウトプットを得るためのインプットの組み合わせの変化により定義される。このようなマクロ経済における組み合わせの変化は、さまざまな理由により、ある産業が経済活動の水準を減らし (増やし)、一方で他の産業が活動水準を増やす (減

らす) ことにより生じる。これが産業構造の変化である。本研究では、国全体のマクロレベルの経済を扱い、すべての産業が含まれるため、混合効果は産業レベルのデータを用いた場合のように明示的な形で表されることはなく、データの中に暗黙的に埋め込まれ、国の経済全体の構造変化によってもたらされる。また、このようなインプットとアウトプットの組み合わせの変化は、産業内においても生じ得る。例えば、ある企業が新たな技術を採用し、より多くのアウトプットを生産することができる、あるいはより効率的で資本集約的な生産プロセスを採用した場合、その企業が属する産業内のインプットとアウトプットの組み合わせに影響を及ぼす、などである。そのため、混合効果は産業間の構成変化のみならず、産業内の変化をも内包している。

IV. 実証分析結果

最初に、インプット指向モデル(9)およびそれに対応したアウトプット指向モデルを解いて得られる距離関数から、(3)および(1)を計測し、(5)のHMB-PIを計算した結果を図1 (左) に示す。また、それを1999年を1として毎年の伸び率で連続指数にしたものを図1 (右) に示す。

図1 (左) については、各国とも年によって上昇・下落の変動が見られ、安定した傾向は把握しにくいものの、顕著な動きとして、日本の2009年の下落と2010年の上昇、中国の2013年の上昇とそこから2016年にかけての下落、2019年にかけての再上昇が指摘できる。日本については、2009年の金融危機の影響が大きかったものの短期間で回復したこと、また中国については、2010年代は高度成長時代の終焉期となる安定的な経済成長率下降局面との見方がある一方で、生産性変化では必ずしもそのような動きにはなっていないことが示されている。

図1 (右) の連続指数では、図1 (左) に比べると、各国の特徴がよりはっきりと示されている。1999年から2019年にかけて、一貫して最も高い水準となっているのは韓国 (2019=2.36) で、次いでドイツ (2019=2.10) である。日本は2009年の一時的な落ち込みはあるものの、3番目に高い水準となっている (2019=1.58)。米国、フランス、イギリスは1近辺で緩やかな上昇を示す集団となっている。一方、中国は2009年に向けて下落を続けた後、ほぼ一定となり、2013年以降上昇を見せたものの、2019

年時点で0.90にとどまり、7カ国中最も低い水準となっている。このことは、図2のMalmquistアウトプット指数と同インプット指数にも示されている。すなわち、中国はHMB-PIを構成する分子のアウトプット指数が相対的に高い値を示す一方で、インプット指数も、近年低下傾向にあるものの他国より大きく、特に労働投入の大きさが、HMB-PIの連続指数が低い原因の1つになっていると考えられる。

次に、HMB-PIをTC、EC、SC、MEに分解した結果を図3に示す。いずれも1999年を1とした連続指数として表示している。まずTCについては、成長率が高いグループ（ドイツ、日本）、低いグループ（中国、フランス）、中間グループ（米国、イギリス、韓国）、の3グループに大別できる。一方、ECは2009年から2014年のドイツ（上昇）、および日本、フランス、中国（下落、上昇）が特徴的な動きをしているものの、それ以外では1の近辺で安定的な動きとなっている。さらに、SCとMEは韓国（SC上昇、ME下落）とイギリス（ME下落）を除き、1の近辺で大きな変動は見られない。ただしSCについては日本、米国、中国で期間中下落傾向が見ら

れ、韓国とは対症的である。また韓国は、SCとMEで対症的な動きとなっており、SCが大幅に上昇する一方で、MEは逆に大きく下落している。イギリスはMEの下落のみが生じている。

以上の結果を要約すると以下の点が指摘できる。
 (1)日本の1999年から2019年におけるHMB-PIで見た生産性成長率は韓国、ドイツに次いで高い。(2)ドイツ、日本の高い成長率の主な要因は技術進歩による貢献である。(3)韓国の高い成長率は規模の経済性の発揮によるものであるが、一部は産業構造変化により相殺されている。一方で日本、米国、中国は規模の経済性が生かされておらず、生産性指数を低下させる要因となっている。(4)中国は期間中、相対的に高いGDPの成長を達成してきたが、生産性成長率の向上という面では7カ国中最も低く、改善の余地がある。アウトプットの成長に対してインプットの成長も大きく、また規模の経済性が生かされていないことが要因である。

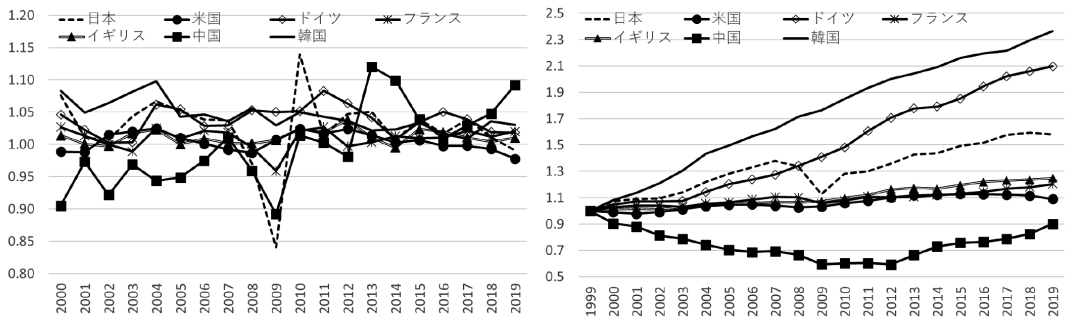


図1：7カ国のHMB-PIの経年変化（左）と同連続指数（1999=1）（右）

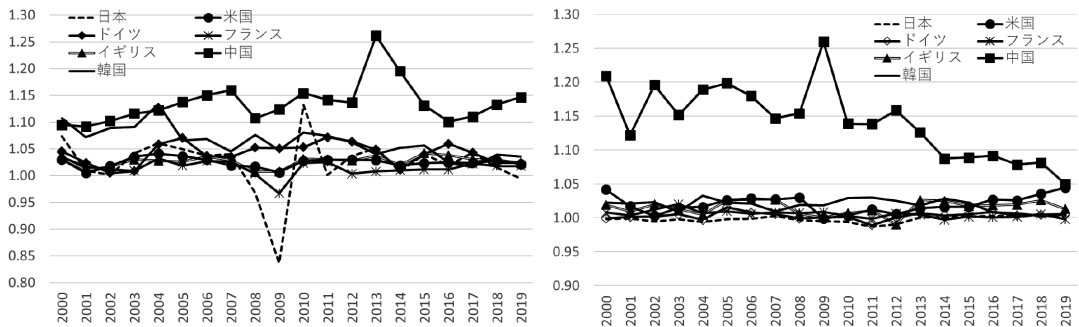


図2：Malmquistアウトプット指数（左）と同インプット指数（右）

V. まとめ

本稿では、日本を含む7カ国を対象に、1999年から2019年における生産性の変化とその要因分解を行った。労働生産性などの単一要素の生産性ではなく、複数のインプットとアウトプットを組み合わせで評価する多面的な指標としてのTFPを計測した。そのために、HMB-PIを計測し、さらにそれを4つの要因に分解した。経済的価値を生み出す源泉となるイノベーションを明示的に取り入れるため、アウトプットとして論文数を、インプットとして研究開発費を導入した。分析結果から、対象国の直近年までの生産性の変化とその要因について4点を指摘した。

今後の課題は以下の3点である。第一に、今回の分析を産業別データで実施し、各国の産業別の生産性変化と要因分解を行うことである。産業内の構造変化の状況を探り、その生産性変化への影響を明らかにすることは、本研究の拡張として意義がある。第二に、分析対象の国や地域、計測期間を増やすことで、より広範囲で大規模なデータを用いた分析を行うことである。今回は限られたデータ数での分析を行ったため、結果の妥当性を検証する上でもデータの拡張は必要である。第三に、イノベーションの

成果の代理変数の検討である。本稿では論文数を用いているが、特許数を用いた分析や、他の変数の構築を工夫することも今後の課題である。さらに、本研究では生産性の変化に着目したため、DEAで計測した相対的な効率値そのものについては吟味を省略した。今後の課題ではないものの、別の機会に分析内容を示すこととしたい。

謝辞

本稿で引用した論文に関連する一連の研究をはじめ、根本二郎先生の長年にわたる御指導に心より感謝申し上げます。本稿を作成するにあたり、データベースの構築とデータの基本統計分析については、東京工業大学 環境・社会理工学院 融合理工学系4年生の小林 陸 氏の協力を得ました。

注

- 1) <https://www.jpc-net.jp/research/list/comparison.html>
- 2) 日本, 米国, 英国, フランス, イタリア, ドイツ, カナダ。
- 3) <https://www.imd.org/centers/world-competitiveness-center/publications/>

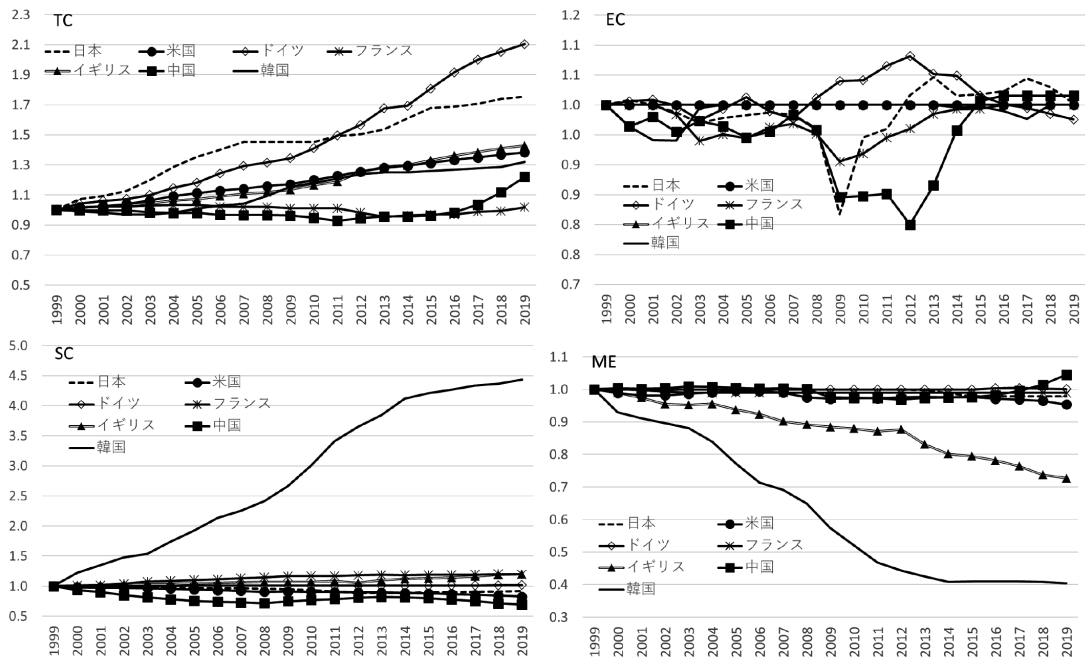


図3：HMB-PIの分解（左上：TC，右上：EC，左下：SC，右下：ME）

- 4) 分析対象はArticleおよびReview, 整数カウント法を用いている。年の集計は出版年。国内論文と国際共著論文の合計で, 国内論文は単一の機関による論文及び同一国の複数の機関による共著論文。国際共著論文は異なる国の機関による共著論文を指す。クオリハイト社 Web of Science XML を基に科学技術・学術政策研究所が集計。
- 5) 研究開発費総額は各部門(企業, 大学, 政府, 非営利団体, 外国)の合計値であり, 国により部門の定義が異なる場合があるため, 国際比較の際には注意が必要である。
- 6) <https://databank.worldbank.org/>
- 7) <https://www.rug.nl/ggdc/productivity/pwt/?lang=en>
- 8) <https://www.nistep.go.jp/archives/52292>
- 9) サンプルデータ数に対してインプットとアウトプットの数が多い場合, このような状況はしばしば見られる。

参考文献

- Bjurek, H. (1996), "The Malmquist total factor productivity". *Scandinavian Journal of Economics*, 98, pp.303-313.
- Caves, D.W., Christensen, L.R., Diewert, W.E.(1982), "The economic theory of index numbers and the measurement of input, output, and productivity". *Econometrica*, 50(6), pp.1393-1414.
- Chakraborty, SK, Mazzanti, M. (2020), "Energy intensity and green energy innovation: Checking heterogeneous country effects in the OECD". *Structural Change and Economic Dynamics*, 52, pp.328-343.
- Charnes, A., Clark, C.T., Cooper, W.W., Golany, B. (1984), "A developmental study of data envelopment analysis in measuring the efficiency of maintenance units in the U.S. air forces". *Annals of Operations Research*, 2, pp.95-112.
- Charnes, A., Cooper, W.W., Rhodes, E. (1978), "Measuring the efficiency of decision making units". *European Journal of Operational Research*, 2(6), pp.429-444.
- Färe, R., Grosskopf, S., Margaritis, D. (2008), "U.S. productivity in agriculture and R&D". *Journal of Productivity Analysis*, 30(1), pp.7-12. doi:10.1007/s11123-008-0092-8.
- Farrell M.J. (1957), The measurement of productive efficiency. *Journal of the Royal Statistical Society, Series A (General)*, 120(3), pp.253-290.
- Goto, M., Mohammed Atris, A., Otsuka, A. (2018), "Productivity change and decomposition analysis of Japanese regional economies", *Regional Studies*, 52(11), pp.1537-1547.
- Guo, X, Lu, C, Lee, J, Chiu, Y. (2017), "Applying the dynamic DEA model to evaluate the energy efficiency of OECD countries and China". *Energy*, 134, pp.392-399.
- Nemoto, J., Goto, M. (2003), "Measurement of dynamic efficiency in production: An application of data envelopment analysis to Japanese electric utilities", *Journal of Productivity Analysis*, 19, pp.191-210.
- Nemoto, J. and Goto, M. (2005), "Productivity, efficiency, scale economies and technical change: A new decomposition analysis of TFP applied to the Japanese prefectures," *Journal of the Japanese and International Economies*, 19, pp.617-634.
- Ouyang, W, Yang, J. (2020), "The network energy and environment efficiency analysis of 27 OECD countries: A multiplicative network DEA model". *Energy*, 197, 117161.
- Tone, K., Tsutsui, M. (2009), "Network DEA: A slacks-based measure approach". *European Journal of Operational Research*, 197(1), pp.243-252.
- Wurloda, J.D, Noailly, J. (2018), "The impact of green innovation on energy intensity: An empirical analysis for 14 industrial sectors in OECD countries". *Energy Economics*, 71, pp.47-61.