

京都大学大学院経済学研究科
再生可能エネルギー経済学講座
ディスカッションペーパー

複数国の半導体産業企業の環境生産性分析

Environmental Productivity of Semiconductor Industry Companies across Several Countries



2020年1月25日

25 January 2020

京都大学大学院経済学研究科 再生可能エネルギー経済学講座
研究員

栗田郁真

Ikuma KURITA

Researcher,

Renewable Energy Economics Course,

Graduate School of Economics,

Kyoto University



複数国の半導体産業企業の環境生産性分析 Environmental Productivity of Semiconductor Industry Companies across Several Countries

京都大学大学院経済学研究科 再生可能エネルギー経済学講座 研究員
Ikuma Kurita

Researcher, Renewable Energy Economics Course, Graduate School of Economics,
Kyoto University

Abstract:

Responding to the Paris Agreement adopted in 2015, the Japanese government published the long-term strategy for the reduction of greenhouse gas (GHG) emission in 2017. This strategy emphasizes that it is crucial to improve the carbon productivity and energy productivity. For the purpose of evaluating companies' productivity including carbon and energy factors, this paper conducts a data envelopment analysis (DEA) of a case of semiconductor industry companies across several countries, regarding capital, labor and energy as input, total sales as output, and GHG as undesirable output. Preceding literatures have the difficulty in collecting and organizing the information of companies located in various countries. This paper focuses the attention to the companies following the discipline of Global Reporting Initiative and collects and utilizes the data about energy consumption and GHG emission listed in their environmental reports. The DEA results of 25 semiconductor industry companies in 2018 show that the efficiency scores of companies which are inefficient in the model incorporating capital, labor, energy and total sales are evaluated to be even lower in the model which adds GHG to above inputs and output.

Keywords: Data Envelopment Analysis, Semiconductor Industry, Environmental Productivity, Carbon Productivity, International Comparison

要旨

2015年に採択されたパリ協定の下、日本は2017年に温室効果ガスの排出削減に向けた長期的戦略「長期低炭素ビジョン」を公表し、そのなかで、炭素生産性やエネルギー生産性の大幅な向上が不可欠であることを論じている。炭素・エネルギーを含めた生産性に対する社会的関心が高まっていることから、本稿は、世界各国に点在する半導体産業を事例として、資本・労働・エネルギーを投入物、売上高を産出物、温室効果ガスをのぞましくない産出物と見なして、それらの要因を合算して生産性を分析するデータ包絡分析を実施した。先行研究において複数の国に点在する企業のデータ、特にエネルギー消費量に関するデータを収集することが困難であったが、本稿は、Global Reporting Initiativeを順守した企業が発行する環境報告書に掲載されているエネルギー消費量および温室効果ガス排出量のデータを利用した。投入物と産出物を考慮した無志向/投入志向/産出志向のモデル、ならびに投入物と産出物とのぞましくない産出物を考慮したモデルを設定し、2018年の25社の半導体産業企業を対象に分析を行ったところ、資本・労働・エネルギー・売上高で評価して効率的でないと評価された企業は、それらに加えてGHGを加味した場合にその効率性はさらに低く評価されることが明らかとなった。

キーワード: データ包絡分析 (DEA)、半導体産業、環境生産性、炭素生産性、国際比較

(2019年12月28日受理)

1. はじめに

2015年にパリで開催された COP21 において気候変動対策の新たな国際的枠組みであるパリ協定が採択された。パリ協定では、世界全体の平均気温の上昇を工業化以前よりも2度高い水準を下回るものに抑えるという目標を明記し、今世紀後半に人為的な温室効果ガスの排出量と吸収量の均衡を目指すことを記している。その目標達成のために、パリ協定を締結した各国は温室効果ガス排出削減のに向けた長期的な戦略を策定することが求められており、日本においても2050年およびそれ以降の低炭素社会の実現に向けた『長期低炭素ビジョン』が2017年に取りまとめられた¹。

『長期低炭素ビジョン』では温室効果ガスの長期大幅削減に向けた基本的考え方が示されている。そこでは気候変動対策と経済成長を両立させるためには、より少ない炭素投入量でより高い付加価値を生む炭素生産性の大幅な向上が不可欠であり、エネルギー生産性の大幅な上昇が、炭素生産性の分母にあたる炭素投入量の削減に寄与することが論じられている。また、「量から質への転換」を目指すという点で、付加価値を労働投入量で除した労働生産性も炭素生産性と同じ方向性を持つと言及されている。

このように、炭素・エネルギー・労働に関わる生産性に対する社会的関心が一層高まっており、そのなかで、それぞれの生産性の現状を個別に算定する分析が進むとともに、炭素・エネルギー・労働を含めた複数の要因を合算して生産性を評価する分析が進展している。それらの分析の視座は国単位での生産性の評価だけでなく、産業単位あるいは企業単位での生産性の評価にまで広がっている。企業における温室効果ガスの排出削減の取り組みは、従来は企業が活動する国における政策や規制に対応する姿勢が大宗であったのが、近年は、ESG投資の広がりもあり、科学的知見に基づく削減シナリオと整合した削減目標を設定する Science Based Targets (SBT) や自らの事業で使用する電力を100%再生可能エネルギーで賄う目標を設定する RE100 に代表される、世界全体にわたる自主的枠組みに参加する企業が増加している。そのため、企業は所在する国の政策や規制の動向とともに、自国および他国の企業がどのような自主的取り組みを行い、どのような生産性水準にあるかまで把握する必要性が急速に高まっている。

本稿は、複数の要因を総合して生産性を評価する手法であるデータ包絡分析 (Data Envelopment Analysis、以下 DEA) を用いて、企業の労働・資本・エネルギー・炭素を考慮した生産性を国際比較することを目的とする。分析の事例として、激しい国際競争のなかで付加価値や収益をいかに高めるかが顕著な経営課題となっており、また生産構造的にエネルギー消費量の多い産業の一つである半導体産業を取り上げる。半導体産業に属する世界各国で活動する25社の2018年の生産性について、温室効果ガス (Greenhouse Gas、以下 GHG) 排出量を考慮しない3つのモデルおよび GHG 排出量

¹ 環境省(2017)



を考慮した1つのモデルで効率値を算出する。次に、それらのモデルで算出された各社の効率値とその経常利益との相関関係について比較検討を行う。

2. 先行研究

DEAは1978年にCharnes et al.(1978)で提唱されたノンパラメトリックな効率性評価手法である。意思決定主体(Decision Making Unit、以下DMU)における複数の投入物および複数の産出物を伴う事業の効率性を、特定の関数形を仮定する必要なく相対的に評価することができるため、企業といった民間部門だけでなく、病院、学校や政府といった公共部門にも幅広く適用されている²。特にエネルギーと環境問題へのDEAへの適用は多く、Sueyoshi et al.(2017)は1980年代から2010年代にかけて700近くの論文が公表されてきたと述べている。また、Mardani et al.(2017)はエネルギー効率性の評価にDEAを用いた144本の論文のサーベイを行っているが、それら論文の分析対象となったDMUを分類すると、国や郡といった公共部門が多く、民間部門は比較的少ない状況にある。その背景として、エネルギー効率性を評価する際にエネルギー消費量に関するデータが必要となってくるが、その入手や整備が困難であるという問題が考えられる。国単位や自治体単位のデータはそれぞれの公共機関が集計・公表しており、DEAに必要なDMU間で比較可能なデータを入手しやすい。一方、企業単位のデータは、多くの企業で自身のエネルギー消費量を計測しているものの、それらを集計して比較可能なデータとして公表しているケースは少ない³。また、企業は自身のエネルギー消費量のデータを環境報告書等で公表しているものの、それらのデータを整備する際には、各社が採用しているエネルギー消費量の把握範囲・計測方法の違いを考慮する必要がある。

さらに、複数の国々に点在する企業間の比較を行うには、Fang et al.(2009)が指摘するように、会計基準の違い、通貨レートに留意する必要がある、そして、経済発展、制度環境や規制の枠組みが異なる段階にある様々な国々からデータを収集することの困難性がある。そのような多国間かつ企業間比較にDEAを適用する研究において、近年Carbon Disclosure Project(以下、CDP)のデータベースを用いた研究が注目される⁴。企業や自治体は自身の活動に伴うエネルギー消費やGHG排出に関するデータを規格化された範囲・方法で計測してCDPに提出し、CDPはそれらのデータを比較可能な形で整備して開示している。CDPにデータを提出する自治体・企業は年々増加しており、そのデータを用いた研究は進展しているが、CDPの参加企業は環境対策に先進的な企業が多く、またその数は依然として限られており、業種を絞った分析の際にはサンプル数の課題が残る。

² 環境問題に対するDEAアプローチを整理した和書として馬奈木(2013)、本間(2016)がある。

³ 企業データの出典について、Zhang et al.(2016)はスウェーデンの政府統計局、Sueyoshi and Goto(2014)は民間シンクタンクのデータベース、Fallahi et al.(2016)は石油団体のデータベースなど多様である。

⁴ CDPのデータを用いてDEAを実施した代表的な研究としてChang et al.(2009)、Wang et al.(2014)等がある。

3. データ

本稿での DEA 分析には、Bloomberg Anywhere（以下、BA）のデータベースを用いる。BA は債券から株式、外国為替、コモディティ、デリバティブにわたる市場情報や銘柄情報とともに、8 万以上の法人の企業財務データおよび 1 万以上の法人の ESG データを保有している。ESG データについては、CDP が調査・公表したデータのみならず、各企業が毎年公表している環境報告書、企業の社会的責任（Corporate Social Responsibility）報告書など、多岐にわたるデータ源を調査・公表している。以下で、本稿の DEA に用いた資本・労働・エネルギー・売上高・GHG に関する BA のデータを説明する。

資本ならびに売上高は各企業の「有形固定資産（純額、減価償却控除済み）」「売上高」を各期のロンドン・コンポジットの終値の米国ドル換算した値を用いる。労働は各企業の「従業員総数」の値を用いる。エネルギーは各企業が発行する環境報告書等に掲載されているエネルギー消費量の値を用いるが、把握範囲・計測方法による差異の問題を回避するために、本稿では Global Reporting Initiative（GRI）を順守した企業のみを対象とすることで、共通した把握範囲・計測方法による値であることを担保する。なお、エネルギー消費量は電力換算されており単位は“MWh”となる。GHG についても、エネルギーと同様に、GRI を順守した企業が発行する環境報告書等に「GHG 排出量」として掲載されている値を用いる。各企業の GHG 排出量について BA はスコープごとに公表しているが、本稿はスコープ 1+2 の合計値を用いる。

世界産業分類基準（Global Industry Classification Standard: GICS）での業種分類による半導体産業に属する企業のうち、上記のデータを保有する企業（2018 年）を抽出したところ 25 社が条件を満たした。25 社の有形固定資産・従業員総数・エネルギー消費量・売上高・GHG 排出量の一覧を表 1 に示す。



表 1 分析対象企業のデータ

出所：Bloomberg

名称	所在国・ 地域	有形固定資産 (億ドル)	従業員総数 (万人)	エネルギー 消費量 (万 MWh)	売上高 (億ドル)	GHG 排出量 (億トン- CO2e)
TEXAS INSTRUMENT	アメリカ	31.8	3.0	304.5	157.8	22.7
ADV MICRO DEVICE	アメリカ	3.5	1.0	12.1	64.7	0.5
INTEL CORP	アメリカ	489.8	10.7	832.0	708.5	43.8
NVIDIA CORP	アメリカ	10.0	0.8	15.4	97.1	0.5
CHIPMOS TECH	台湾	5.5	0.6	44.3	6.1	2.4
NANYA TECH	台湾	31.2	0.3	69.0	28.1	4.5
PHISON ELEC	台湾	1.0	0.2	1.7	13.5	0.1
ARDENTEC	台湾	3.6	0.2	16.0	2.8	0.7
EVERLIGHT ELEC	台湾	3.3	0.5	17.2	8.0	1.1
APACER TECH	台湾	0.3	0.1	0.4	3.1	0.0
VANGUARD INTL	台湾	2.1	0.6	68.8	9.6	7.9
TSMC	台湾	350.3	4.9	2473.1	342.3	84.8
ASE TECHNOLOGY H	台湾	73.6	9.4	328.4	123.2	18.3
SINO-AMERICAN	台湾	12.2	0.1	11.7	23.0	0.6
WIN SEMI	台湾	5.1	0.3	13.8	5.7	1.7
KING YUAN ELEC	台湾	10.5	0.7	52.2	6.9	2.9
MOTECH IND	台湾	1.5	0.2	8.6	4.7	0.4
EPISTAR	台湾	7.4	0.4	32.3	6.7	1.9
MACRONIX INTL	台湾	6.3	0.4	51.4	12.3	4.5
SHINKO ELEC INDU	日本	6.8	0.5	89.0	13.3	1.5
SCREEN HOLDINGS	日本	4.6	0.6	29.1	30.6	0.5
TOKYO ELECTRON	日本	11.9	1.2	81.1	102.1	1.8
INFINEON TECH	ドイツ	35.3	3.9	178.1	90.5	9.2
SMIC	中国	68.8	1.8	162.3	33.6	18.0
STMICROELECTRONI	スイス	35.0	4.6	243.9	96.6	14.4
平均		48.4	1.9	205.5	79.6	9.8
標準偏差		115.3	2.8	504.4	150.9	18.6

5. 分析モデル

本稿は、投入物の超過や産出物の不足であるスラックを加味して評価する Slack-

Based Measurement (以下、SBM) モデルに基づく4つの分析モデルでDEAを行う⁵。

第一、第二、第三のモデルは、投入物 (Input) として資本・労働・エネルギー、産出物 (Output) として売上高を考慮して生産性を評価するモデルであり、第一のモデルは投入の縮小と産出の拡張を同時に考える無志向 (Non-Oriented) モデル、第二のモデルは「所与の産出をどれだけ少ない投入で達成できるか」という投入志向 (Input-Oriented) モデル、第三のモデルは「所与の投入でどれだけ多くの産出を達成できるか」という産出志向 (Output-Oriented) モデルである。第四のモデルは、上記の投入物と産出物に加え、望ましくない産出物 (Undesirable Output) としてGHG排出量を考慮して生産性を評価するモデルである。第四のモデルは定式上無志向モデルとなる。

企業*i* ($i = 1, \dots, I$)が資本(k_i)、労働(l_i)、エネルギー(e_i)を投入して、望ましい産出として売上高(y_i)をあげているとき、第一の無志向モデルにおける企業*i*の効率値は以下のように定義される。

$$\min \theta_i = \frac{1 - \frac{1}{3} \left(\frac{s_i^k}{k_i} + \frac{s_i^l}{l_i} + \frac{s_i^e}{e_i} \right)}{1 + \frac{s_i^y}{y_i}}$$

s.t.

$$k_i = \sum_{j=1}^I \lambda_j k_j + s_i^k$$

$$l_i = \sum_{j=1}^I \lambda_j l_j + s_i^l$$

$$e_i = \sum_{j=1}^I \lambda_j e_j + s_i^e$$

$$y_i = \sum_{j=1}^I \lambda_j y_j - s_i^y$$

$$s_i^k \geq 0, \quad s_i^l \geq 0, \quad s_i^e \geq 0, \quad s_i^y \geq 0, \quad \lambda_j \geq 0 \quad (j = 1, \dots, I) \quad (1)$$

ここで、 s_i^k 、 s_i^l 、 s_i^e 、 s_i^y はスラック、すなわち各投入物の余剰、望ましい産出物の不足であり、 λ_j は各企業に対するウェイトである。全てのスラックがゼロであるとき、またそのときに限り $\theta_i = 1$ が成り立ち、企業*i*が効率的であると評価される。

第二の投入志向モデルにおける企業*i*の効率値は以下のように定義される。

⁵ SBMモデルの定式化の詳細についてはCooper et al.(2007)参照。また、本稿の分析では規模に関して収穫可変を仮定している。



$$\min \theta_i = 1 - \frac{1}{3} \left(\frac{s_i^k}{k_i} + \frac{s_i^l}{l_i} + \frac{s_i^e}{e_i} \right)$$

s.t.

$$k_i = \sum_{j=1}^I \lambda_j k_j + s_i^k$$

$$l_i = \sum_{j=1}^I \lambda_j l_j + s_i^l$$

$$e_i = \sum_{j=1}^I \lambda_j e_j + s_i^e$$

$$y_i \leq \sum_{j=1}^I \lambda_j y_j$$

$$s_i^k \geq 0, \quad s_i^l \geq 0, \quad s_i^e \geq 0, \quad \lambda_j \geq 0 \quad (j = 1, \dots, I) \quad (2)$$

第三の産出志向モデルにおける企業*i*の効率値は以下のように定義される。

$$\min \theta_i = \frac{1}{1 + \frac{s_i^y}{y_i}}$$

s.t.

$$k_i \geq \sum_{j=1}^I \lambda_j k_j$$

$$l_i \geq \sum_{j=1}^I \lambda_j l_j$$

$$e_i \geq \sum_{j=1}^I \lambda_j e_j$$

$$y_i = \sum_{j=1}^I \lambda_j y_j - s_i^y$$

$$s_i^y \geq 0, \quad \lambda_j \geq 0 \quad (j = 1, \dots, I) \quad (3)$$

最後に、企業*i* ($i = 1, \dots, I$)が資本(k_i)、労働(l_i)、エネルギー(e_i)を投入して、望ましい産出として売上高(y_i)をあげるとともに、望ましくない産出としてGHG(g_i)を排出

しているとき、資本・労働・エネルギー・売上高に加え GHG を含めて評価する第四のモデルの企業*i*の効率性は以下のように定義される。

$$\min \theta_i = \frac{1 - \frac{1}{3} \left(\frac{s_i^k}{k_i} + \frac{s_i^l}{l_i} + \frac{s_i^e}{e_i} \right)}{1 + \frac{1}{2} \left(\frac{s_i^y}{y_i} + \frac{s_i^g}{g_i} \right)}$$

s.t.

$$k_i = \sum_{j=1}^I \lambda_j k_j + s_i^k$$

$$l_i = \sum_{j=1}^I \lambda_j l_j + s_i^l$$

$$e_i = \sum_{j=1}^I \lambda_j e_j + s_i^e$$

$$y_i = \sum_{j=1}^I \lambda_j y_j - s_i^y$$

$$g_i = \sum_{j=1}^I \lambda_j g_j + s_i^g$$

$$s_i^k \geq 0, \quad s_i^l \geq 0, \quad s_i^e \geq 0, \quad s_i^y \geq 0, \quad s_i^g \geq 0, \quad \lambda_j \geq 0 \quad (j = 1, \dots, I) \quad (4)$$

ここで、 s_i^g は望ましくない産出の余剰であるスラックを表わす。

5. 分析結果

前節の4つのモデルで算出した25社の効率性を、表2および図1に示す。



表 2 分析結果

名称	モデル 1 (Non-Oriented)	モデル 2 (Input-Oriented)	モデル 3 (Output-Oriented)	モデル 4 (Undesirable Output)
TEXAS INSTRUMENT	1.000	1.000	1.000	1.000
ADV MICRO DEVICE	1.000	1.000	1.000	1.000
INTEL CORP	1.000	1.000	1.000	1.000
NVIDIA CORP	1.000	1.000	1.000	1.000
CHIPMOS TECH	0.074	0.086	0.102	0.058
NANYA TECH	0.314	0.322	0.606	0.217
PHISON ELEC	1.000	1.000	1.000	1.000
ARDENTEC	0.074	0.120	0.108	0.078
EVERLIGHT ELEC	0.141	0.150	0.184	0.102
APACER TECH	1.000	1.000	1.000	1.000
VANGUARD INTL	0.182	0.197	0.261	0.132
TSMC	0.567	0.567	0.986	0.407
ASE TECHNOLOGY H	0.233	0.233	0.601	0.162
SINO-AMERICAN	1.000	1.000	1.000	1.000
WIN SEMI	0.118	0.144	0.162	0.096
KING YUAN ELEC	0.058	0.070	0.082	0.047
MOTECH IND	0.180	0.213	0.236	0.146
EPISTAR	0.097	0.120	0.148	0.081
MACRONIX INTL	0.168	0.186	0.255	0.125
SHINKO ELEC INDU	0.155	0.170	0.234	0.116
SCREEN HOLDINGS	0.429	0.429	0.570	0.322
TOKYO ELECTRON	0.765	0.765	0.997	1.000
INFINEON TECH	0.180	0.180	0.624	0.122
SMIC	0.080	0.084	0.213	0.056
STMICROELECTRONI	0.175	0.175	0.631	0.118

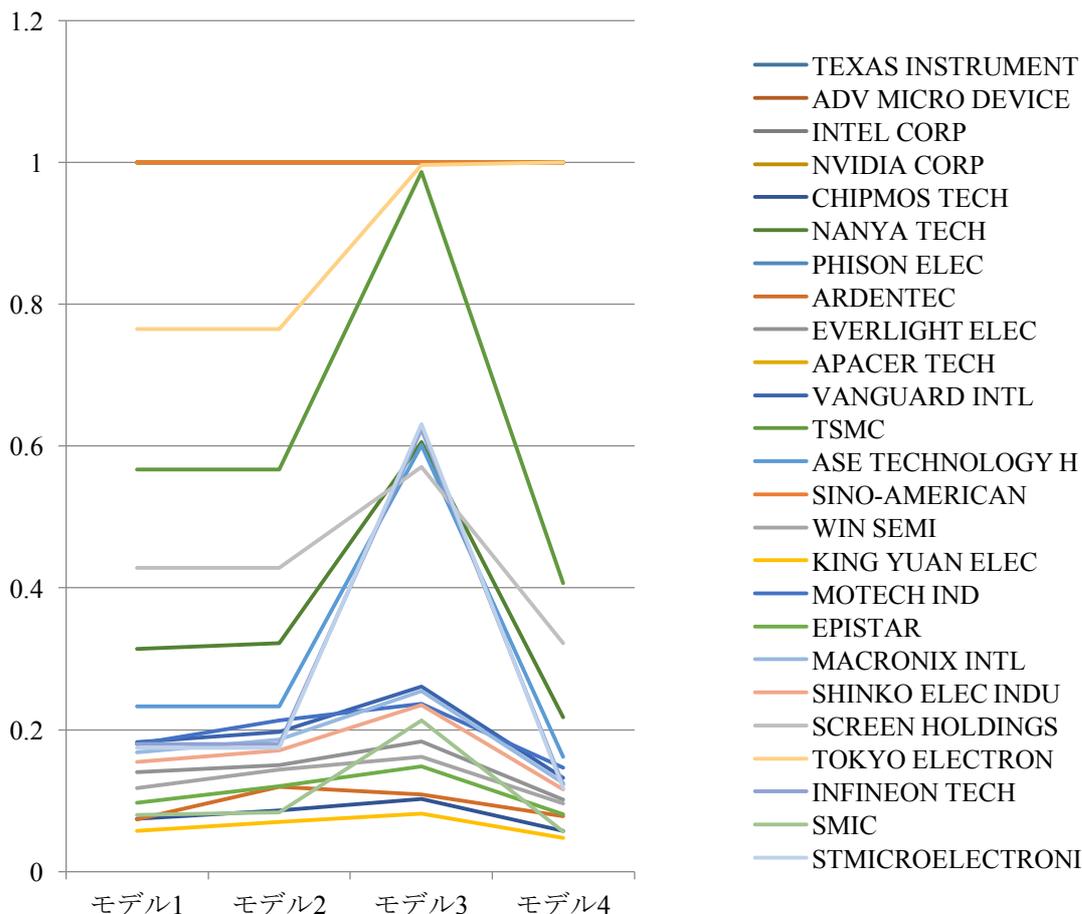


図 1 分析結果

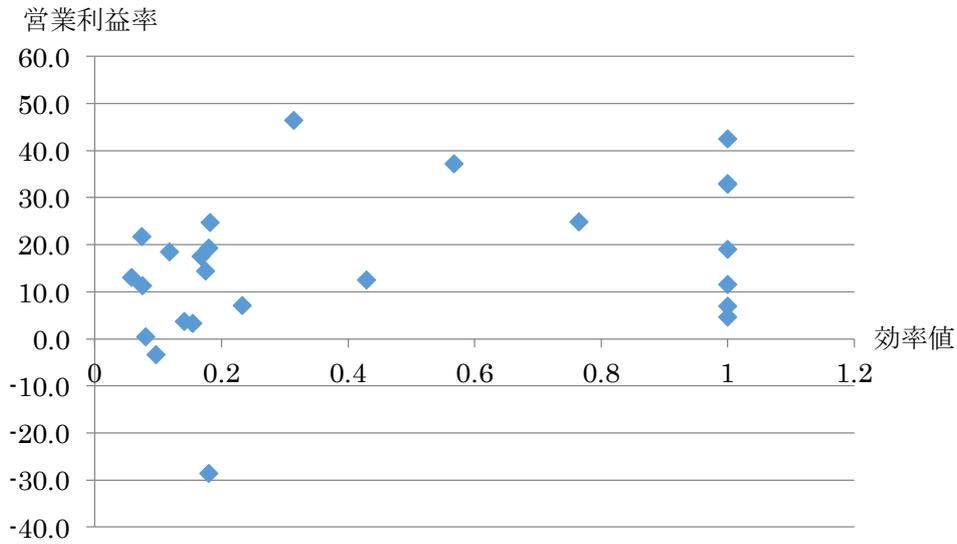
第一のモデル（投入物として資本・労働・エネルギー、産出物として売上高を踏まえて生産性を評価するモデル）と第四のモデル（上記に加えて望ましくない産出物として GHG を含めて生産性を評価するモデル）の分析結果を比較する。前者と比べて、後者のモデルは効率的でない企業の効率値がより低い水準にある。それは、資本・労働・エネルギー・売上高で評価して効率的でないと評価された企業は、それらに加えて GHG を加味した場合にその効率性はさらに低く評価されることを意味している。

また、第一、第二、第三のモデルは、投入物として資本・労働・エネルギー、産出物として売上高を踏まえて生産性を評価している点で共通している一方、第二は「所与の産出をどれだけ少ない投入で達成できるか」、第三のモデルは「所与の投入でどれだけ多くの産出を達成できるか」、そして第一のモデルは双方を同時に考える点で異なる。第一、第二、第三のモデルの分析結果を比較すると、第三のモデル、つまり「所与の投入でどれだけ多くの産出を達成できるか」という観点から生産性を評価するモデルでは、他のモデルと比べて顕著に異なる効率値を示していることが分かる。したがって、同一の投入物や産出物を用いた分析であっても、どの志向から生産性を評価するかによって算出される効率値が異なることに留意しなければならない。

上記の DEA で算出された企業の効率値とその企業の業績の関係を見るために、BA



のデータベースから得られた営業利益率（=営業利益／売上高）を縦軸、効率値を横軸にプロットした散布図を図2、図3、図4、図5に示す。



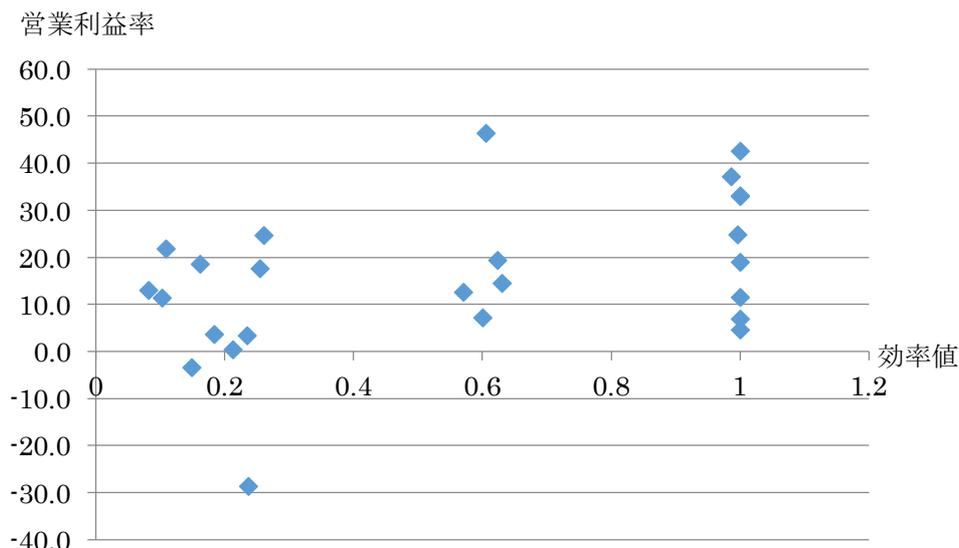


図 4 モデル 3 (Output-Oriented) の効率値と営業利益率

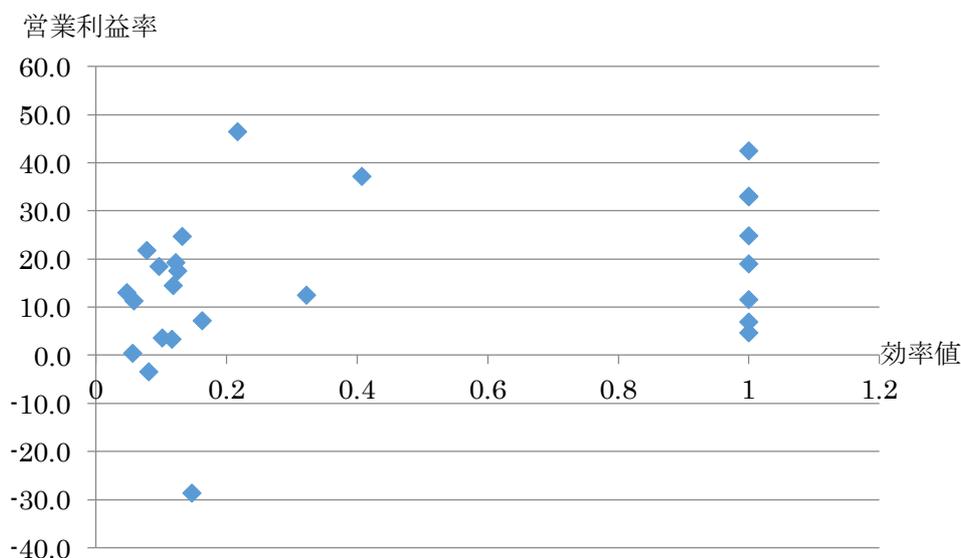


図 5 モデル 4 (Undesirable Output) の効率値と営業利益率

各企業の DEA の効率値と営業利益率との相関係数は、第一のモデルで 0.355、第二のモデルで 0.350、第三のモデルで 0.448、第四のモデルで 0.327 となり、検定を行うと、第三のモデルのみで 10% 有意な結果となった。第三のモデル、つまり「所与の投入でどれだけ多くの産出を達成できるか」という観点から生産性を評価するモデルで算出された効率値と営業利益率との間で有意に正の関係があると言える。

6. 結論および今後の課題

本稿は、DEA を用いて、複数の国々に点在する半導体産業企業の労働・資本・エネルギー・GHG を考慮した生産性の分析を行った。本稿の貢献点は以下のように整理



できる。

第一に、DEAによる企業間の生産性の比較研究においては、一国内の企業群を対象とする研究が多い一方、データ入手可能性などの理由から、様々な国に所在する企業を対象とする研究は少ない状況にあった。そのような課題に対して、BAのデータベースから、GRIを順守した企業が発行する環境報告書に掲載されているエネルギー消費量およびGHG排出量のデータを用いて、アメリカ・台湾・日本・ドイツ・中国・スイスに所在する半導体産業企業の生産性を横断的に評価したことが本稿の大きな特長である。

第二に、DEAの分析モデルにおいて、投入物として資本・労働・エネルギー、産出物として売上高を踏まえて生産性を評価するモデルと、それらに加えて望ましくない産出物としてGHGを含めて生産性を評価するモデルを比較するだけでなく、前者のモデルについて、産出志向・投入志向・無志向に設定を細分化して、それらの分析結果を比較することで、モデルの設定によって（特に産出志向モデルにおいて）他のモデルと異なる効率値が算出されることを明らかにした。

第三に、DEAで算出された各企業の効率値と営業利益率の相関関係を検討すると、産出志向モデルで算出された効率値と営業利益率との間に有意に正の相関関係があることが明らかとなった。

一方で、いくつかの研究課題や発展の課題が残されている。第一に、本稿ではDEAで算出された効率値と営業利益率の相関関係を検討したが、DEAで算出された値は統計的正確性の測度が欠如しているため、計測結果に歪みが生じるという指摘がなされている。DEAの効率値を説明変数あるいは被説明変数としてより詳細な実証分析を実施するためには、ブートストラップなどの事前の統計処理を行う必要がある⁶。また、DEAで算出された効率値は $0 \leq \theta_i \leq 1$ の範囲にあり1が上限となるため、それらの効率値と被説明変数とする実証分析を行う際には、トービットモデルを選択する必要がある。

第二に、本稿では半導体産業を事例としてDEAを行ったが、分析対象の企業を他の業種まで拡張してDEAを実施した後にクラスカル・ウォリス検定を行うことで、労働・資本・エネルギー・GHGを考慮した生産性が業種間で異なるかどうかを明らかにすることができる。また、その分析の際に、SBMで算出されたスラックをもとに、Cooper et al.(2007)の手順に従い、非効率性の要因を分解することで各業種において非効率性の改善の余地がどこにあるかを検討することが可能となる。

参考文献

環境省(2017),『長期低炭素ビジョン』, https://www.env.go.jp/earth/ondanka/lc_vision.html (2020年1月25日アクセス)

本間聡 (2016), 環境効率の実証分析, 東海大学出版部

⁶ DEAに対するブートストラップの適用の詳細については Simar and Wilson (2011)参照。

- 馬奈木俊介 (2013), 環境と効率の経済分析, 日本経済新聞出版社
- Chang, D.S., Yeh, L.T. and Liu, W. (2015), Incorporating the carbon footprint to measure industry context and energy consumption effect on environmental performance of business operations. *Clean Technical Environmental Policy*, 17, 359-371.
- Charnes, A., Cooper, W.W. and Rhodes, E. (1978), Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, 2, 429-444.
- Cooper, W.W., Seiford, L.M. and Tone, K. (eds.) (2007), *DATA ENVELOPMENT ANALYSIS: A Comprehensive Text with Models, Applications, References and DEA-Solver Software, Second Edition*, Springer.
- Fallahi, A., Ebrahimi, R. and Ghaderi, S.F. (2011), Measuring efficiency and productivity change in power electric generation management companies by using data envelopment analysis: A case study. *Energy*. 36, 6398-6405.
- Fang, H., Wu, J. and Zeng, C. (2009), Comparative study on efficiency performance of listed coal mining companies in China and the US. *Energy Policy*. 37, 5140-5148.
- Mardani, A., Zavadskas, E.K., Streimikiene, D., Jusoh, A. and Khoshnoudi, M. (2017), A comprehensive review of data envelopment analysis (DEA) approach in energy efficiency. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 70, 1298-1322.
- Simar, L. and Wilson, P.W. (2011), Performance of the Bootstrap for DEA: Estimators and Iterating the Principle. in Cooper, W.W., Seiford, L.M. and Zhu, J. (eds.) (2011), *Handbook on Data Envelopment Analysis*, Springer.
- Sueyoshi, T. and Goto, G. (2014), Environmental assessment for corporate sustainability by resource utilization and technology innovation: DEA radial measurement on Japanese industrial sectors. *Energy Economics*. 46, 295-307.
- Sueyoshi, T., Yuan, Y. and Goto, G. (2017), A literature study for DEA applied to energy and environment. *Energy Economics*. 62, 104-124.
- Wang, D., Li, S. and Sueyoshi, T. (2014), DEA environmental assessment on U.S. Industrial sectors: Investment for improvement in operational and environmental performance to attain corporate sustainability. *Energy Economics*. 45, 254-267.
- Zhang, A., Lundgren, T. and Zhou, W. (2016), Energy efficiency in Swedish industry: A firm-level data envelopment analysis. *Energy Economics*. 55, 42-51.

参考ホームページ

- Bloomberg Anywhere <https://about.bloomberg.co.jp/solution/bloomberg-terminal/> (2020年1月25日アクセス)
- Carbon Disclosure Project <https://www.cdp.net/ja> (2020年1月25日アクセス)