

# 生産関数を用いた マークアップ率の計測に関する検証\*

中 村 豪

## 第1節 イン트로ダクション

マークアップ率、すなわち限界費用に対する製品価格の比率は、企業の価格支配力の大きさについての代表的な指標であり、さまざまな分野の研究において関心が寄せられている。例えば、国際貿易が国内企業に対してどの程度競争圧力として働くのか<sup>1)</sup>、また製品市場の競争度が企業の研究開発投資にどのように影響するのか<sup>2)</sup>、あるいは景気変動に伴って価格支配力はどのように変動するものなのか<sup>3)</sup>といった研究において、マークアップ率の計測は重要な分析ツールとなっている。

このように、産業組織論は言うに及ばず、国際経済学、経済成長論、リアルビジネスサイクル理論など広範な分野にまたがって、いかに適切にマークアップ率を計測するかは重要な課題であるといえる。そのため、さまざまな手法によってマークアップ率は計測されてきた。本稿は、その中でも近年開発され、広く応用されつつある手法をとりあげ、その実際上の課題について考察するものである。

マークアップ率を計測する最も素朴な方法は、売上高ないし製品価格の値を、総費用や単位当たりの費用で割るというものである。しかし、この手法では限界費用ではなく平均費用と製品価格の比率を求めることになる。その上この手法で用いられるデータは多くの場合財務諸表に記載される数値であるが、そもそも会計上の概念とは異なる経済学的な費用概念の数値を、実際の財務データ等から得ることが困難である。特にしばしば問題になるのが資本ストックに関わる費用の扱いで、本来ならば資本の使用者費用のデータを求めるべきである<sup>4)</sup>が、そのためには資本減耗率や（企業にとっての）金利のデータが必要である。しかし例えば金利については、企業によって想定されるリスクプレミアムは容易に観察できず、かつその値も企業によって異なるであろうし、そもそもリスクフリー資産の金利についても、どこまで正しく実体経済を反映した水準になっているのかについては多くの議論がある<sup>5)</sup>。

そこで、より経済学的な概念に近い形でマークアップ率を計測すべく、企業の最適化行動を踏まえた手法が考案されるようになった。その1つは、市場構造を丸ごと推定してマークアップ率を求める方法である。需要関数を具体的に推定した上で企業間の競争の態様を（例

## 生産関数を用いたマークアップ率の計測に関する検証

えば寡占的な市場でクールノー競争を行っている、というように) 仮定し、企業が利潤最大化行動をとっているとすれば、実際の価格や数量のデータから、その背後にあるはずの限界費用の値を推定することができる。この手法ではマークアップ率のみならず、市場の状態を表すさまざまな指標、例えば経済厚生のおおきさまで計測することができ、非常に精緻な分析が可能となる。しかし、そのためには需要関数を推定できるだけの情報、すなわち製品価格と数量、製品の属性、さらには需要関数を推定するための操作変数などが必要となる。いくつかの産業においてはそのようなデータも利用可能であり、実際にさまざまな実証分析もなされているが、複数の産業を比較したり、経済全体の状況を捉えたいといった場合には適用困難な手法である。

これに対して Hall (1988) は、生産関数に基づいて、生産-資本比率の変化率と労働-資本比率の変化率の関係からマークアップ率を導き出せることを示した。ここから Basu and Fernald (2002) は、企業の費用最小化行動を想定して、産出の成長率を、要素所得比率でウェイト付けした生産要素投入の加重平均の成長率に回帰させれば、その係数がマークアップ率になることを示している<sup>6)</sup>。Hall (1988) や Basu and Fernald (2002) の手法は、生産関数を推定するためのデータがあればほぼ適用できるものであり、市場構造を直接推定する手法に比べて汎用性が高い。

しかし彼らの手法は、その特性上、産業レベルあるいはマクロ経済全体で集計したマークアップ率を求めるものである。代表的な企業を近似的にでも想定できるような産業であれば、このような手法から得られるマークアップ率も有用な情報となろう。だが近年はデジタルエコノミーの進展などもあり、一部の企業への寡占化が進み、同じ産業内でも企業間の異質性が高まっている状況にある<sup>7)</sup>。この点に鑑みると、企業ごとに異なりうる形でマークアップ率を計測できる方が、近年の市場構造等を分析するためには望ましいといえよう。

De Loecker and Warzynski (2012) (以下では DW と略す) は、このような要請に応える手法を提唱している。DW もやはり Hall (1988) に基づいて、生産関数の情報に基づき、企業の費用最小化行動を前提としてマークアップ率を求めている。生産関数自体は産業レベルで推定することになるため、マークアップ率の計測に用いる生産関数のパラメータは同一産業内では共通であるが、生産要素の利用状況などの違いから、企業によって異なる形でマークアップ率を計測することができる。

本稿では、日本の上場企業の財務データを用いて、DW の手法を適用する際に考慮すべき点を検証していく。DW の手法でマークアップ率を求める際には、生産関数を適切に推定することが重要である。ところで生産関数の推定手法についても、近年さまざまなものが提案されている。まずはこれら異なる推定手法を用いたときに、それが結果にどの程度影響するかを確かめる。生産関数の推定では、多くの場合コブ・ダグラス型の関数形を前提としているが、この場合生産関数のパラメータには強い制約がかかる。そこで DW では、より

柔軟性の高いトランス・ログ型を用いた分析も行っている。日本のデータにおいて、この関数形の違いがどの程度重要であるのかも、考察すべき課題である。

さらに、同一産業内・同一時点であっても、企業ごとに異なるマークアップ率を想定できるということは、その結果得られるマークアップ率の異質性の状況も、また注目に値する。例えば極端に大きい（あるいは小さい）マークアップ率をとるような企業はどのような属性を持つのか、また分析手法や関数形の違いはこうした属性分析の結果を左右するのか否か、といったことを分析することで、分析対象となる企業属性と適用する手法との関連について、考慮すべき点を示すことができると考えられる。

以下第 2 節では、本稿で用いるマークアップ率の計測手法を解説する。本稿では DW で提唱された手法を用いるが、その前提となる生産関数の推定については複数のパターンを用意する。第 3 節は分析に用いるデータの説明となっている。第 4 節では、生産関数およびマークアップ率の計測結果を報告し、あわせて手法の違いが結果に及ぼす影響や、企業の異質性がどのように結果に表れるかを考察する。第 5 節はまとめである。

## 第 2 節 マークアップ率の計測

### 2.1 費用最小化問題とマークアップ率

本稿で用いる手法は、DW によるものである。これは、企業の費用最小化問題を前提として、生産関数と売上高、可変的投入要素への支出のデータから、各企業のマークアップ率を求めるというものである。費用最小化問題に基づいてマークアップ率を求めるということは、需要側の要因や市場における競争の態様を仮定する必要がない。そのため、生産関数を推定するのに必要な情報が得られさえすれば、ほほどのような産業についても適用可能な手法となっている。従って、特に産業間や企業間でマークアップ率を比較したい場合には、応用可能性が高い手法であるといえる。

計測の前提となる費用最小化問題は、次のように定式化される。企業  $i$  の  $t$  年における生産は、生産関数

$$Y_{it} = F(X_{it}, K_{it}, \omega_{it}) \quad (1)$$

に従う。 $Y_{it}$  は生産量であり、生産要素は可変的なもの（中間投入など） $X_{it}$  と固定的なもの（資本ストックなど） $K_{it}$  から成る。ここでは簡単化のために、いずれも 1 種類ずつしかないものとするが、実際に推定する生産関数では中間投入、資本ストックの他、労働投入も生産要素に含めている。 $\omega_{it}$  は企業  $i$  の  $t$  年における生産性を表す。この値は企業自身には観察可能であるが、分析者には分からない。この点は、後述するように生産関数推定において重要な論点となる。

生産関数を用いたマークアップ率の計測に関する検証

生産に要する費用は、

$$P_{it}^X X_{it} + r_{it} K_{it} \quad (2)$$

のように表される。 $P_{it}^X$  は可変的投入要素の価格、 $r_{it}$  は資本の使用者費用である。 $Y_{it}$  だけの生産を行うには、(1) に従ってこの生産量を満たし、(2) を最小化するように要素投入量を決定する。

費用最小化問題のラグランジアンは、

$$\mathcal{L}(X_{it}, K_{it}, \lambda) = P_{it}^X X_{it} + r_{it} K_{it} + \lambda [Y_{it} - F(X_{it}, K_{it}, \omega_{it})] \quad (3)$$

となる。すると  $X_{it}$  についての1階条件は、

$$P_{it}^X - \lambda \frac{\partial F}{\partial X} = 0 \quad (4)$$

となる。ここで、生産関数における可変的投入要素の弾力性

$$\frac{\partial F}{\partial X} \frac{X_{it}}{Y_{it}} \equiv \beta_{X, it}$$

を用いると、(4) は

$$\frac{P_{it}^X X_{it}}{P_{it} Y_{it}} - \lambda \frac{\beta_{X, it}}{P_{it}} = 0 \quad (5)$$

と書き直される。なお  $P_{it}$  は生産物価格である。可変的投入要素の弾力性は、企業や時期によって異なりうる者とする。

ラグランジュ乗数  $\lambda$  は、

$$\lambda = \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial Y}$$

であることから、限界費用の値を表している。するとマークアップ率  $\frac{P}{MC} \equiv \mu$  は、(5) より

$$\mu_{it} = \frac{\beta_{X, it}}{\alpha_{X, it}} \quad (6)$$

のように整理することができる。ただし

$$\alpha_{X, it} = \frac{P_{it}^X X_{it}}{P_{it} Y_{it}} \quad (7)$$

である。 $\alpha_{X, it}$  の値は名目中間投入額と名目売上高の比率であるため、財務データから容易に計算できる。従って  $\beta_{X, it}$  の値が分かれば、(6) より企業  $i$  の  $t$  年におけるマークアップ率を求めることができる。 $\beta_{X, it}$  の値は生産関数(1)を適切に推定することによって得られる。そのため、この手法においてはいかに正確に  $\beta_{X, it}$  を推定するかが重要になる。

## 2.2 代理変数を用いた生産関数の推定

推定に用いられる生産関数は、まず生産性  $\omega_{it}$  が対数をとった場合に加法分離的になるものとする。そして生産関数 (1) に企業自身にも観察されない (予測されない) ショック  $\varepsilon_{it}$  も加えた

$$Y_{it} = F(X_{it}, K_{it}) \exp(\omega_{it}) \exp(\varepsilon_{it}) \quad (8)$$

を推定することとなる。 $\varepsilon_{it}$  は生産量を左右するが、仮定により生産要素投入とは独立のものと思なされる。そこで生産関数 (8) を推定する際の大きな課題は、生産性  $\omega_{it}$  と生産要素投入の間の相関である。自社の生産性の水準を見て企業は生産要素投入の水準を決定できるので、両者には相関があると考えられるが、 $\omega_{it}$  は分析者には観察できないため、生産関数 (8) の推定においては誤差項として扱うことになる。そのため、誤差項が説明変数と相関することになり、内生性バイアスが生じる。

内生性バイアスを処理する方法として、1 つには  $\omega_{it}$  を固定効果として扱う (すなわち  $\omega_{it} = \omega_i$  を仮定する) ものがあがるが、特に分析期間が長くなればこのような想定は実際の状態にあったものとは言い難い。もう 1 つの方法は、生産性とは相関を持たず、生産要素投入とは相関を持つような操作変数を用いるというものであるが、企業レベルの変数で、さまざまな産業について共通に用いることのできる操作変数を見つけることも、通常は極めて困難である。

そのため、近年は生産性を反映した代理変数 (proxy variable) を用いて生産関数を推定する手法がさまざまな形で提唱されている。例えば企業の設備投資水準は、より生産性の高いときの方が活発であると考えられる。もしそうであれば、設備投資水準  $I_{it}$  は、生産性  $\omega_{it}$  についての単調増加関数

$$I_{it} = I(\omega_{it}, K_{it}), \quad \frac{\partial I}{\partial \omega} > 0 \quad (9)$$

として表すことができる。このとき  $I$  の逆関数  $\iota \equiv I^{-1}$  を用いて、生産性  $\omega_{it}$  を

$$\exp(\omega_{it}) = \iota(I_{it}, K_{it}) \quad (10)$$

のように表現できる。(10) の意味は、本来分析者には観察できない  $\omega_{it}$  を、観察可能な変数によって書き表せるということである。観察可能な変数で書き表されたものは誤差項から取り除かれるので、内生性バイアスの問題を処理できる。このように代理変数である  $I_{it}$  を用いることで、観察できない生産性を考慮した生産関数推定を行う手法は、Olley and Pakes (1996) (以下 OP と略す) によって提唱された。

より具体的には、(10) を生産関数 (8) に代入した

生産関数を用いたマークアップ率の計測に関する検証

$$Y_{it} = F(X_{it}, K_{it})\iota(I_{it}, K_{it})\exp(\varepsilon_{it}) \equiv G(X_{it}, \phi(I_{it}, K_{it}))\exp(\varepsilon_{it}) \quad (11)$$

について、 $\phi(I_{it}, K_{it})$  を何らかのノンパラメトリックな、あるいは柔軟性の高い関数<sup>8)</sup>で表すと、内生性バイアスの問題は対処されているので、この式をそのまま最小2乗法等で推定することで可変的な投入要素  $X_{it}$  についてのパラメータがまず得られる。 $\phi(I_{it}, K_{it})$  には生産要素としての  $K_{it}$  の影響と、生産性を表すのに用いられる  $K_{it}$  の両方が含まれるが、これらは切り分けられた形では表せない。つまり、生産要素としての  $K_{it}$  のパラメータについては、この段階では生産性の水準を決める式の変数としての  $K_{it}$  のパラメータと識別できていない。そこで、まず1段階目の推定から得られる残差を用いて生産要素としての  $K_{it}$  のパラメータに関する直交条件を定め、それを利用することで生産要素としての  $K_{it}$  のパラメータを推定することになる。

OP では、 $I_{it} > 0$  であれば (9) の性質が成り立つ (Pakes (1994)) ことから、分析に用いられる観測値は  $I_{it} > 0$  というものに限られる。これに対して Levinsohn and Petrin (2003) (以下 LP と略す) では、多くの企業データで正の値をとる中間投入を代理変数に用いることを提唱している。代理変数は異なるが基本的な考え方は OP と同じであり、やはり1段階目で (11) に相当する式<sup>9)</sup>を推定し、2段階目に直交条件を利用してすべての生産関数におけるパラメータを求める手法となっている。

しかし OP や LP の手法に対しては、Akerberg, Caves, and Frazer (2015) (以下 ACF と略す) から次のような批判が向けられた。もともとの内生性バイアスの問題は、可変的な投入要素  $X_{it}$  が生産性  $\omega_{it}$  と相関を持つことに由来した。そこで可変的な投入要素  $X_{it}$  が生産性  $\omega_{it}$  (および資本ストック  $K_{it}$ ) に依存し、かつ  $\omega_{it}$  は (10) のように表されるならば、(11) における関数  $G$  は、

$$G(X(\omega_{it}, K_{it}), \phi(I_{it}, K_{it})) = G(X(\phi(I_{it}, K_{it}), K_{it}), \phi(I_{it}, K_{it})) \equiv H(K_{it}, I_{it}) \quad (12)$$

のようになり、実は1段階目の推定において、 $X_{it}$  に関するパラメータを識別できていないことになる。

そこで ACF では、1段階目に推定する式は

$$Y_{it} = \Phi(X_{it}, K_{it}, I_{it})\exp(\varepsilon_{it}) \quad (13)$$

として、生産量のうち企業にも観察されないショック  $\varepsilon_{it}$  を識別するものとして用い、

$$\Phi(X_{it}, K_{it}, I_{it}) = F(X_{it}, K_{it})\exp(\omega_{it}) \quad (14)$$

という関係を利用して、(13) の推定から得られた  $\Phi$  の推定値  $\hat{\Phi}$  と、適当なパラメータを与えて定められる生産関数  $\tilde{F}(X_{it}, K_{it})$  から、 $\omega_{it}$  の推定値  $\hat{\omega}_{it}$  を

$$\hat{\omega}_{it} = \ln \hat{\Phi} - \ln \hat{F}(X_{it}, K_{it}) \quad (15)$$

のように定める。この  $\hat{\omega}_{it}$  を用いた適切な直交条件<sup>10)</sup>を満たすような  $\hat{F}(X_{it}, K_{it})$  が、求める生産関数であり、これによって  $\omega_{it}$  の値を適切に推定されることになる。近年は、OP や LP の手法にこの ACF による修正を加えた手法によって、生産関数を推定することが広く行われるようになっており、Stata の ado ファイルにも実装されている。本稿でもこれらの手法を用いて、産業別に生産関数を推定することとする。

### 2.3 本稿における生産関数推定とマークアップ率の計測

マークアップ率を求めるための生産関数推定の手法として、本稿では OP によるものと LP によるものの両方を用いる。これにより、推定手法が結果にどの程度影響するかを確認する。推定する生産関数の関数形としては、コブ・ダグラス型

$$y_{it} = \beta_x x_{it} + \beta_l l_{it} + \beta_k k_{it} + \omega_{it} + \varepsilon_{it} \quad (16)$$

と、トランス・ログ型

$$y_{it} = \beta_x x_{it} + \beta_l l_{it} + \beta_k k_{it} + \sum_{w, z \in \{x, l, k\}} \beta_{wz} \omega_{it} z_{it} + \omega_{it} + \varepsilon_{it} \quad (17)$$

の 2 種類を用いる。なお、 $y_{it}$  など小文字で表したものは、 $\ln Y_{it}$  などのように大文字で表された変数の対数値である。

コブ・ダグラス型は多くの生産関数分析で用いられるものであるが、生産要素の弾力性が  $\beta_x$  などで一定になるという制約を受ける。すると同じ生産関数を用いる限り、(6) の  $\beta_{x, it}$  はすべての  $i$  および  $t$  について  $\beta_x$  に等しく、企業間あるいは異時点間のマークアップ率の変化は、ひとえに  $\alpha_{x, it}$  の変化によってのみもたらされることになる。この点はマークアップ率の計測において課題となりうるため、本稿では (16) を産業別、かつサンプルを 4 つの時期 (1980~1988 年, 1989~96 年, 1997~2004 年, 2005~2012 年) に分けて推定し、それぞれパラメータの値が異なるようにする。

他方でサンプルを分けてしまうと、推定における自由度は大きく低下することになる。これに対して、(17) のようにトランス・ログ型の関数形を想定すると、

$$\beta_{x, it} = \beta_x + 2\beta_{xx} x_{it} + \beta_{xl} l_{it} + \beta_{xk} k_{it} \quad (18)$$

となるため、サンプルを分けることなく企業間・異時点間における  $\beta_{x, it}$  の違いを、同一産業内においても織り込むことができる。本稿では、このような関数形の違いがマークアップ率の推定にどの程度影響するかも確認することとなる。

マークアップ率を (6) のように計算するとき、実際の売上高の値には企業自身も予期せ

生産関数を用いたマークアップ率の計測に関する検証

ぬショック  $\varepsilon_{it}$  の影響が含まれる。(6) の計算において想定されるべき生産関数は、 $\varepsilon_{it}$  を含んだ (8) ではなく (1) であるため、その調整も必要である。前述のように、OP, LP、あるいは ACF によるそれらの修正版の手法では、 $\varepsilon_{it}$  の推定値  $\hat{\varepsilon}_{it}$  も推定の過程において得られる。そこで DW に従い、本稿では (7) の代わりに

$$\sigma_{x, it} = \frac{P_{it}^x X_{it}}{P_{it} Y_{it} / \exp(\hat{\varepsilon}_{it})} \quad (19)$$

を用いた

$$\mu'_{it} = \frac{\beta_{x, it}}{\sigma_{x, it}} \quad (20)$$

としてマークアップ率を計測することとする。

### 第3節 使用するデータ

分析対象は、1980～2012年の日本の上場企業4,796社である。これらの財務データ（単独決算の値）と、JIPデータベース2015から得られた産業レベルの変数を用いて、分析用のデータセットを構築した<sup>11)</sup>。データセットは非バランスパネルとなっており、個々の企業について観察される年度の数のメディアンは22年となっている。

産業レベルの変数としては、売上高のデフレータ、中間投入のデフレータ、設備投資のデフレータ、労働時間、減価償却率を用いている。各種デフレータは、JIPデータベースに提供されている名目値と実質値の比率として計算している。売上高のデフレータは産出についてのもの、設備投資のデフレータは投資フローのものである。これらはいずれも2000年を基準年とする。労働時間は、マンアワーの労働投入を従業者数で割ったものとして求めている。減価償却率は、実質投資フローを  $I_t$ 、実質純資本ストックを  $K_t$  として、

$$\delta_t = \frac{K_t + I_t - K_{t+1}}{K_t} \quad (21)$$

のように求めている（産業についてのインデックスは省略しているが、(21)は産業によって値が異なる）。

財務データについては、東証の業種分類によって各企業が属する産業を定めている。分析期間が長期にわたるため、その間に主たる事業内容が変化する企業もあるが、東証業種分類はそのような変化に応じて変更されることがある。本稿では、そのような産業の変更も取り入れて各変数を求めている。JIPデータベースと東証業種分類では、産業の区分が異なるため、JIPデータベースにおける産業分類と国際標準産業分類（ISIC）における分類との対応表<sup>12)</sup>の内容を踏まえつつ対応を図った。JIPデータベースでは（非営利部門も含めて）108の分類があり、東証は32分類となっていることから、JIPデータベースにおける1つまた

表 1 主要変数の記述統計量

		観測値数	平均	メディアン	最小値	最大値	標準偏差
A. 全体							
実質売上高	対数値 (百万円)	102,808	10.164	10.076	0.000	16.817	1.563
実質中間投入	対数値 (百万円)	102,808	9.642	9.625	-0.018	16.866	1.764
実質労働投入	対数値 (人×時間)	102,808	13.805	13.782	7.309	19.378	1.374
実質資本ストック	対数値 (百万円)	102,808	7.621	7.635	-3.124	15.678	1.916
実質粗設備投資	百万円	98,191	1108.1	75.0	-525044.5	950525.4	12839.7
名目売上高 / 名目中間投入比率	—	102,808	2.606	1.459	0.058	17751.5	69.683
B. 実質粗設備投資>0のもののみ							
実質売上高	対数値 (百万円)	65,391	10.283	10.207	1.642	16.817	1.553
実質中間投入	対数値 (百万円)	65,391	9.733	9.745	0.000	16.866	1.785
実質労働投入	対数値 (人×時間)	65,391	13.868	13.846	7.470	19.328	1.372
実質資本ストック	対数値 (百万円)	65,391	7.781	7.790	-3.124	15.678	1.885
実質粗設備投資	百万円	65,391	2398.6	317.9	0.7	950525.4	13931.1
名目売上高 / 名目中間投入比率	—	65,391	2.850	1.473	0.116	17751.5	76.806

生産関数を用いたマークアップ率の計測に関する検証

は複数の産業を、1つの東証業種分類に割り当てている。

企業の生産関数を推定する際には、これらのデータから得られる実質売上高、実質中間投入、マンアワーの労働投入、実質資本ストックを用いている。実質売上高、実質中間投入については、各年度における企業の売上高と中間投入をその企業が属する産業のデフレーターで実質値に直している。マンアワーの労働投入は、各年度における期末従業員数に産業の労働時間をかけて求めている。資本ストックについては、1980年度または最初にデータが観察された年度を初期時点として、恒久棚卸法を用いて実質の資本ストックを計算した。恒久棚卸法に用いる実質設備投資は、各企業の名目粗資本ストック増（今期から来期にかけての資本ストックの増加に、減価償却費を加えたもの）を産業の設備投資デフレーターで実質化したものを用い、減価償却率は同じく産業のものを当てはめている。

決算期間が12ヶ月でないものは12ヶ月の値になるよう調整している。また、持株会社については売上高や各種生産要素投入の意味が通常の事業会社と異なるため、分析の対象からは外している。主要な変数の記述統計量は、表1に示してある。実質粗設備投資額については、そのデータの作り方から1年分欠けることになる。また前節でも触れたように、OPの手法を用いる場合は実質設備投資が正のものにデータを限ることになる。そのためパネルBには、実質粗投資が正の値をとるもののみについての記述統計量をまとめている。

## 第4節 分析結果

### 4.1 生産関数の推定結果

生産関数の推定については、推定手法（OPまたはLP）と関数形（コブ・ダグラス型（CD）またはトランス・ログ型（TL））の異なる4つのパターンを用いている。関数形をCDにする場合は、4つの時期（1980～1988年、1989～96年、1997～2004年、2005～2012年）に分けて推定を行っている。ただし観測値数の少ない産業については、全期間のデータをまとめて推定している<sup>13)</sup>。推定においては、各年度のダミーを制御変数として加えている。推定は、Stataのprodestにより行った<sup>14)</sup>。

まず推定手法・関数形によって、得られるパラメータがどの程度異なるかを確かめた。関数形をCDとしたときの4つの時期におけるパラメータの値と、TLとしたときの $\beta_x$ などの値を同じ4つの時期について平均で見たものとの相関を、表2にまとめている。ほとんどの組み合わせで高い相関が見られ、特に同じ関数形を用いている場合には、OPとLPの結果は極めて高い相関を持ち、推定手法による結果の違いはあまり認められないことが分かった。さらに、マークアップ率の計測に用いる $\beta_x$ については、すべての組み合わせにおいて相関係数が0.8を超え、極めて高い相関が認められる。

各産業において、基本的には時期によって生産関数のパラメータは異なりうるが、それぞ

表 2 生産関数パラメータ推定値に関する推定手法間の相関

$\beta_x$				
	OP+CD	LP+CD	OP+TL	LP+TL
OP+CD	1.000			
LP+CD	0.964	1.000		
OP+TL	0.852	0.865	1.000	
LP+TL	0.828	0.844	0.942	1.000
$\beta_L$				
	OP+CD	LP+CD	OP+TL	LP+TL
OP+CD	1.000			
LP+CD	0.946	1.000		
OP+TL	0.674	0.684	1.000	
LP+TL	0.682	0.760	0.681	1.000
$\beta_K$				
	OP+CD	LP+CD	OP+TL	LP+TL
OP+CD	1.000			
LP+CD	0.880	1.000		
OP+TL	0.286	0.371	1.000	
LP+TL	0.587	0.597	0.311	1.000

れの最大値と最小値の差を求めてまとめたものが、図 1a, 1b である。図 1a から製造業については、パラメータの変動はあまり大きくないことが分かる。これに対して、図 1b に描かれた非製造業では、やや大きな変動が生じている。観測値数の少ない陸運業や海運業（注 13 で述べたように、CD の時には全期間共通のパラメータを持つことを仮定していることに注意）や、同じ業種区分内でも技術的な異質性は高いことが予想されるサービス業などで、時期による差異が目立っている。ただし、サービス業におけるパラメータの変動は、関数形を TL にした時には小さい。技術的な特性の違いを、より柔軟な関数形によって吸収できていることが伺える。

なお、推定した生産関数の本数が多いため、それぞれの結果は掲載していないが、 $\beta_x$  や TL における  $\beta_{wz}$ ,  $w, z \in \{x, l, k\}$  の多くは有意なものとして推定されている。

#### 4.2 マークアップ率の計測

推定された生産関数に基づいて、(20) のように各企業の各年度におけるマークアップ率を計測した。産業ごとにその分布をまとめたものが、図 2a, 2b である。4 つの推定パターンについて、各産業のマークアップ率の分布を箱ひげ図にまとめている。外れ値については

生産関数を用いたマークアップ率の計測に関する検証

図 1a 時期による  $\beta_x$  の差異：産業間比較—製造業の場合

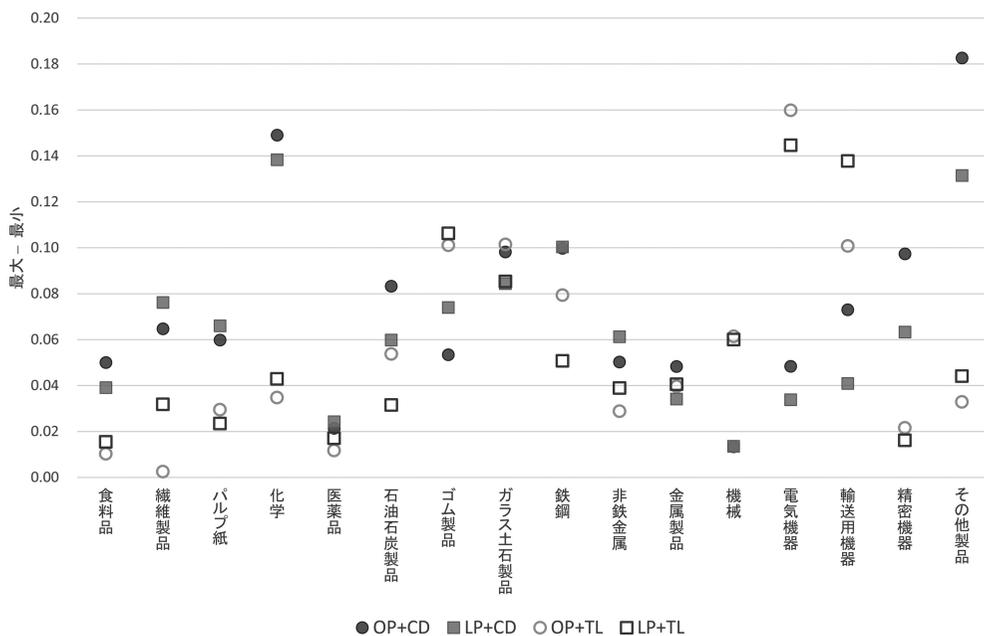


図 1b 時期による  $\beta_x$  の差異：産業間比較—非製造業の場合

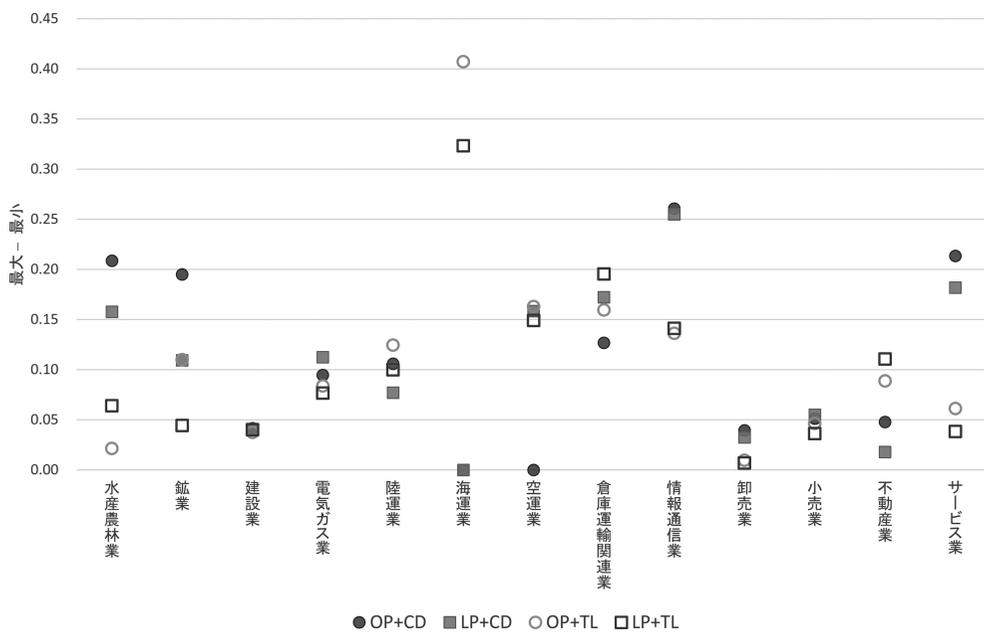
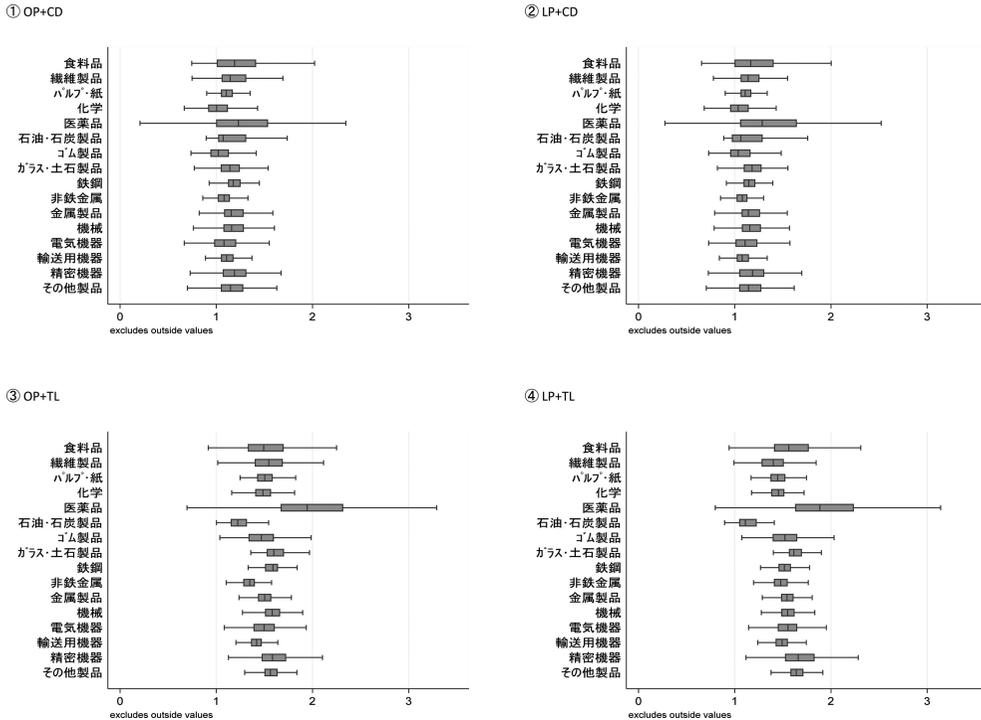


図 2a 産業別マークアップ率の推定値：製造業

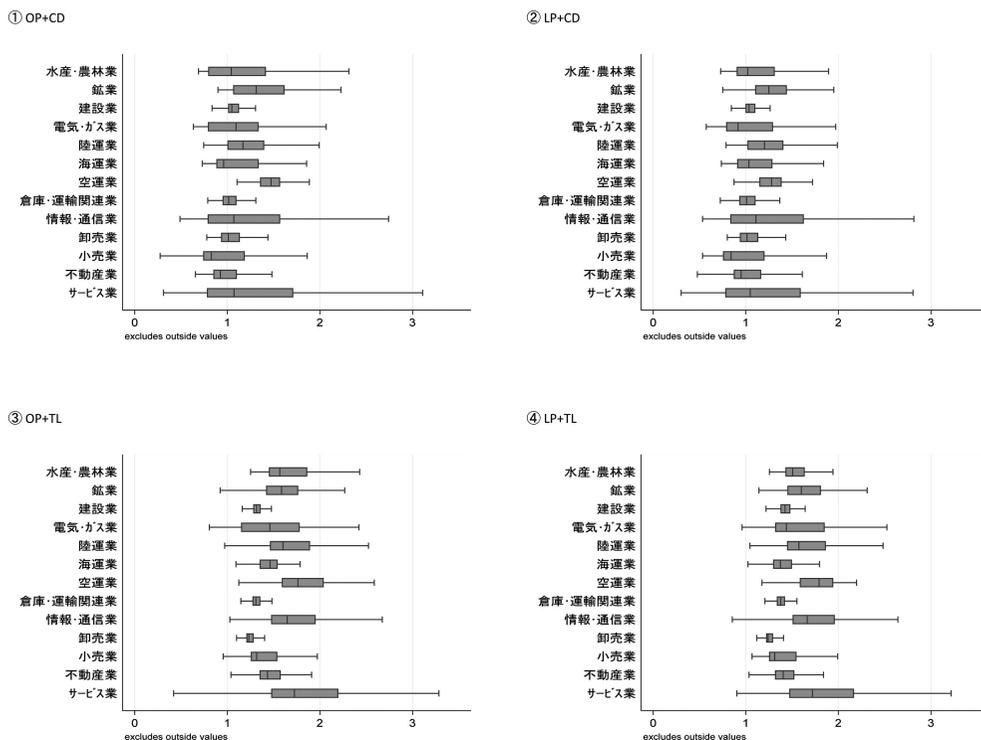


極めて他と異なる値をとるものが存在するため、図には示さないようにしている。全期間の値をプールして描いているので、企業間の差異だけでなく、時期による（平均的な）マークアップ率の変化も分布を広げる要因となっていることには注意が必要である。

図 2a, 2b からまず気付くことは、いずれの産業も、どのような推定のやり方であったとしてもマークアップ率には相当程度の産業内格差がある点である。また特に製造業においては、推定のやり方に関わらず、マークアップ率のばらつき具合は概ね似通っている。特に医薬品においてマークアップ率の差が激しい。医薬品の場合、画期的な新薬の投入に成功すると、極めて大きな利益が確保される一方、そのような新薬の開発が滞るとやがて特許切れによりジェネリック品との競争にさらされることになって、利益率が小さくなってしまふことが知られているが、そのような産業特性が反映されているといえる。非製造業の場合は、推定のやり方によって多少マークアップ率の産業内格差の状況が左右されるところがあるが、それでもサービス業や情報通信業において、マークアップ率の大きな格差が共通して認められる。サービス業という括りの中には、観光、教育、シンクタンクなどが含まれ、情報通信業にも電信・電話やソフトウェア開発などがあり、産業区分が粗いことも、こうした結果につながっていると考えられる。

図 3a~3d では、製造業、非製造業の別にマークアップ率を集計し、その時系列的な推移

図 2b 産業別マークアップ率の推定値：非製造業



を追っている。極端に他と異なる値が含まれることから、5%分位点から95%分位点の間のデータのみを用いて平均をとったもの（図 3a, 3c）と、メディアン推移（図 3b, 3d）が描かれている。4枚の図からは、2つの点が浮かび上がってくる。まず、関数形をTLとした場合の方が、関数形をCDとした場合に比べて顕著に大きなマークアップ率を導き出していることが分かる。TLの場合、平均あるいはメディアンは、およそ1.4~1.5程度を記録しているのに対して、CDの場合は1.1前後といったところである。推定手法としてOPを用いるかLPを用いるかの差はあまりみられないことから、マークアップ率の計測においては関数形の影響が強いといえる。

これらの値を先行研究と比較すると、Hall (1988) の手法に基づいてG7のマークアップ率を求めたBeccarello (1996)において、日本の値は1.07 (Machinery & Equipment) ~ 3.12 (Basic Metallic Mineral Products) という範囲で推定されている。いずれの関数形による結果もこの範囲に収まっているが、平均的にはやや高めの数値が出ているTLの方が、先行研究との整合性が相対的に高いといえる。

表3では、このような計測されたマークアップ率の関数形による違いについて、その要因を探っている。表3には、被説明変数を「TLを用いたときのマークアップ率—CDを用い

図 3a マークアップ率の推移—製造業：平均（5% 分位点—95% 分位点の間のみ）

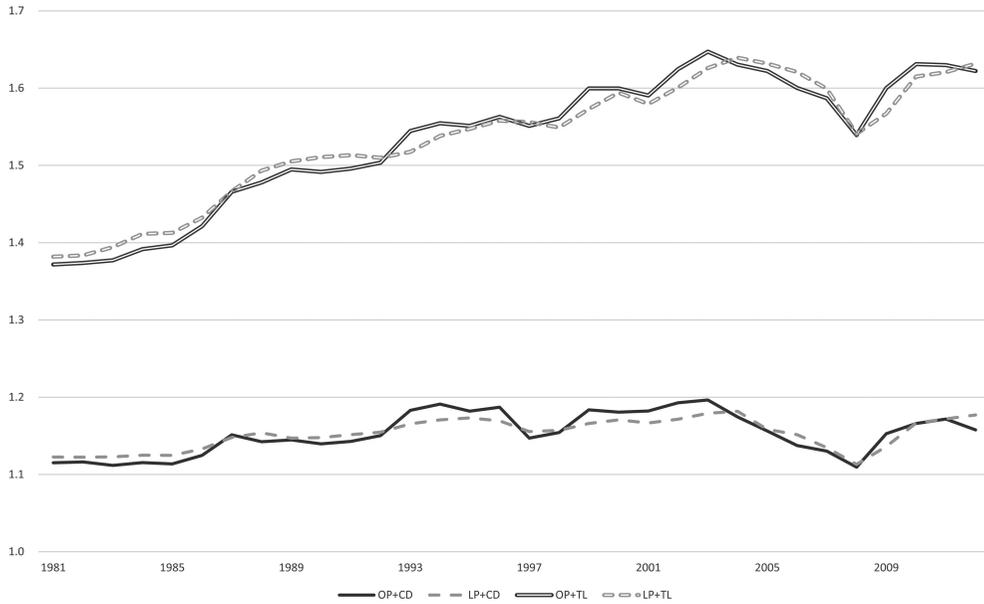
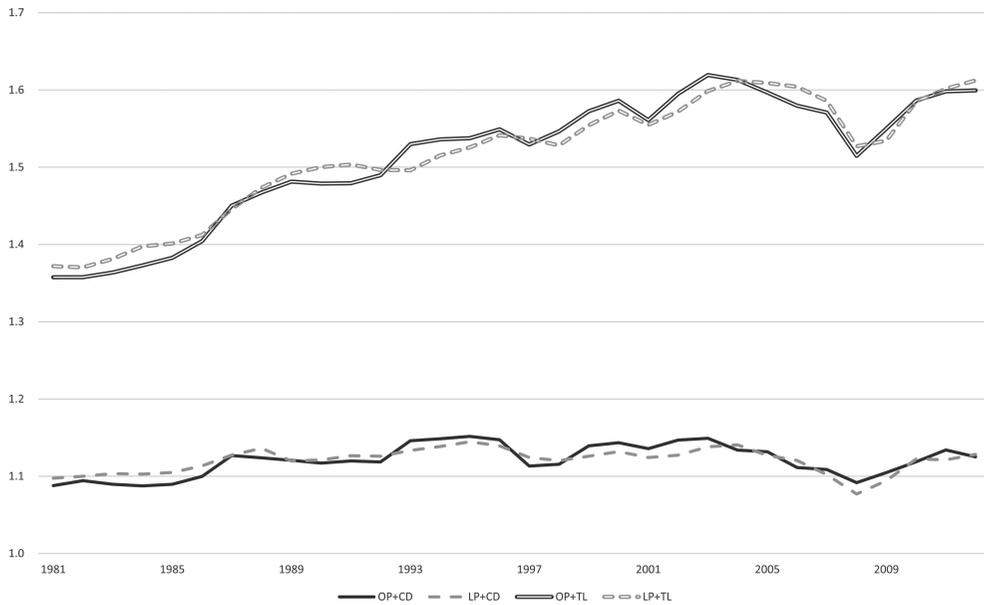


図 3b マークアップ率の推移—製造業：メディアン



生産関数を用いたマークアップ率の計測に関する検証

図 3c マークアップ率の推移—非製造業：平均（5% 分位点—95% 分位点の間のみ）

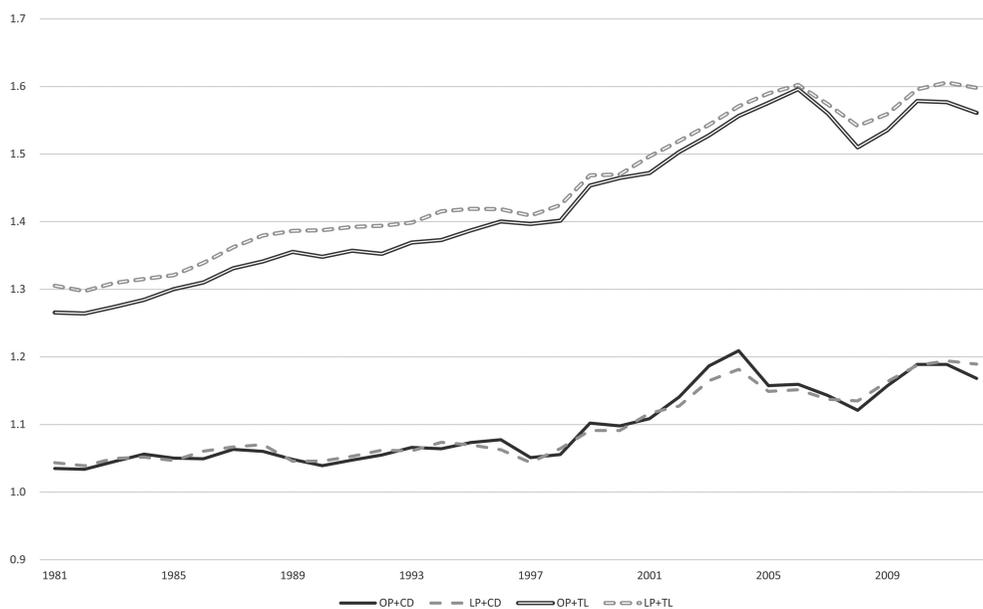


図 3d マークアップ率の推移—非製造業：メディアン

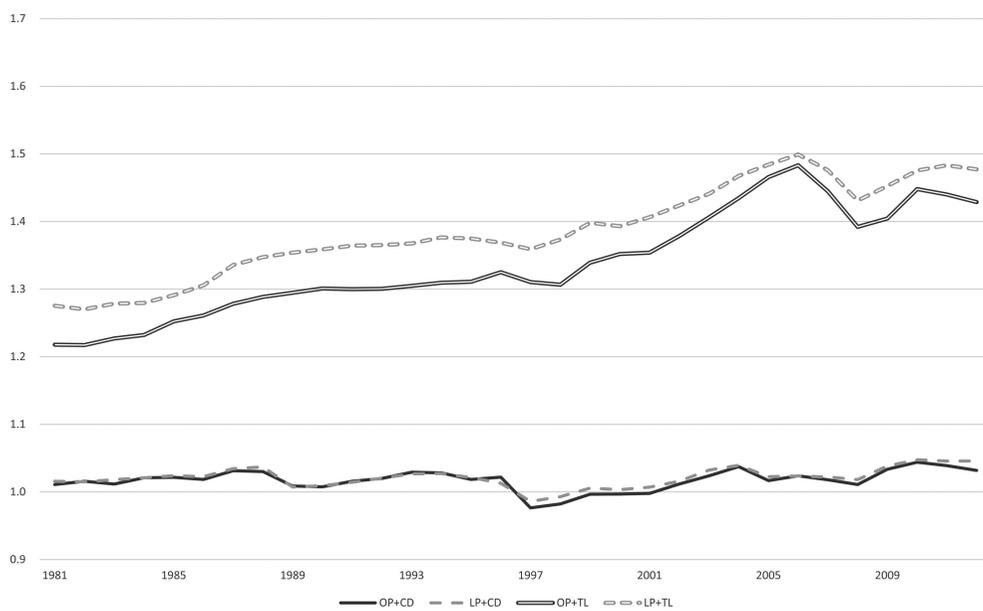


表 3 関数形によるマークアップ率の差と企業規模

○産業・年ダミーなし				
推定手法	OP	LP	OP	LP
産業	製造業	製造業	非製造業	非製造業
係数	0.0519	0.0589	0.0550	0.0545
標準誤差	0.0007	0.0004	0.0012	0.0009
決定係数	0.1763	0.2678	0.0621	0.0775
○産業・年ダミーあり				
推定手法	OP	LP	OP	LP
産業	製造業	製造業	非製造業	非製造業
係数	0.0612	0.0619	0.0992	0.0915
標準誤差	0.0005	0.0003	0.0012	0.0008
決定係数	0.4402	0.5060	0.1897	0.2151

たときのマークアップ率」として、企業規模（売上高の対数値）を説明変数としたときの推定結果が示されている。推定手法が OP か LP か、製造業か非製造業か、産業平均・年度平均を取り除いているか否かに関わらず、いずれの場合も大企業ほど、関数形によるマークアップ率の差異が大きいという強い結果が得られている<sup>15)</sup>。TL が CD と異なるのは、企業属性によって  $\beta_x$  の値が異なりうる点にある。大企業ほど関数形による差異が大きいということは、TL によって得られる  $\beta_x$  の値が、大企業ほど大きいことを意味している。大企業の場合、例えば生産設備や販売に携わる人員なども大規模であり、中間投入を増やしたときの産出の増加がより大きいことが予想される。すなわち、生産の中間投入に対する弾力性は大企業の方が高く、結果としてこの点を織り込んだ TL では高いマークアップ率が計測されるものと考えられる。

このように水準の差は関数形によって顕著に表れるが、年々の変動についてはどのような推定パターンであっても比較的似通っていることも示された。表 4 は、図 3a~3d に描かれたマークアップ率の時系列的推移について、相関の大きさを調べたものである。非製造業・メディアンのケースにおいては、CD と TL の関数形の違いが時系列的な変動パターンの差も生み出しているが、それ以外は推定手法、関数形によらず、いずれも高い正の相関を示している。

もう 1 つ図 3a~3d において認められる点は、関数形を TL とした場合、集計されたマークアップ率が製造業、非製造業のいずれにおいても上昇傾向となっていることである。イントロダクションでも述べたように、近年日本を含む各国で集中度の上昇と、それに伴う企業の価格支配力の上昇に関心が集まっている。そのため TL の結果は注目に値するが、関数形を CD とした場合のマークアップ率にはそこまで目立った上昇傾向は見られない。この関数

生産関数を用いたマークアップ率の計測に関する検証

表4 マークアップ率に関する推定手法間の相関  
製造業・平均（5%分位点～95分位点のデータ）

	OP+CD	LP+CD	OP+TL	LP+TL
OP+CD	1.000			
LP+CD	0.994	1.000		
OP+TL	0.747	0.769	1.000	
LP+TL	0.675	0.749	0.986	1.000

非製造業・平均（5%分位点～95分位点のデータ）

	OP+CD	LP+CD	OP+TL	LP+TL
OP+CD	1.000			
LP+CD	0.998	1.000		
OP+TL	0.937	0.932	1.000	
LP+TL	0.936	0.933	0.997	1.000

製造業・メディアン

	OP+CD	LP+CD	OP+TL	LP+TL
OP+CD	1.000			
LP+CD	0.948	1.000		
OP+TL	0.721	0.506	1.000	
LP+TL	0.632	0.450	0.982	1.000

非製造業・メディアン

	OP+CD	LP+CD	OP+TL	LP+TL
OP+CD	1.000			
LP+CD	0.980	1.000		
OP+TL	0.300	0.197	1.000	
LP+TL	0.286	0.180	0.989	1.000

形による結果の違いが何に由来するものなのか、今後さらに検証するとともに、日本における価格支配力の趨勢について明らかにする必要がある。

マークアップ率の平均的な、あるいはメディアンにおける推移については、あまり頑健な結果は得られていないが、マークアップ率の企業間格差については、もとなる生産関数の推定のやり方に関わらず、比較的頑健な結果が得られている。企業間格差については、極端な外れ値もあることから標準偏差ではなく、IQR（75%分位点と25%分位点の差）で評価するものとする。図4aと4bはその結果をそれぞれ製造業、非製造業についてまとめたものである。図4aを見ると、製造業におけるマークアップ率の企業間格差は、微増ないし横ばいで長期的に推移してきている。これに対し図4bでは、非製造業におけるマークアップ率の企業間格差が、年々拡大していることが分かる。特に拡大が顕著になるのが1990年代

図 4a マークアップ率の IQR：製造業

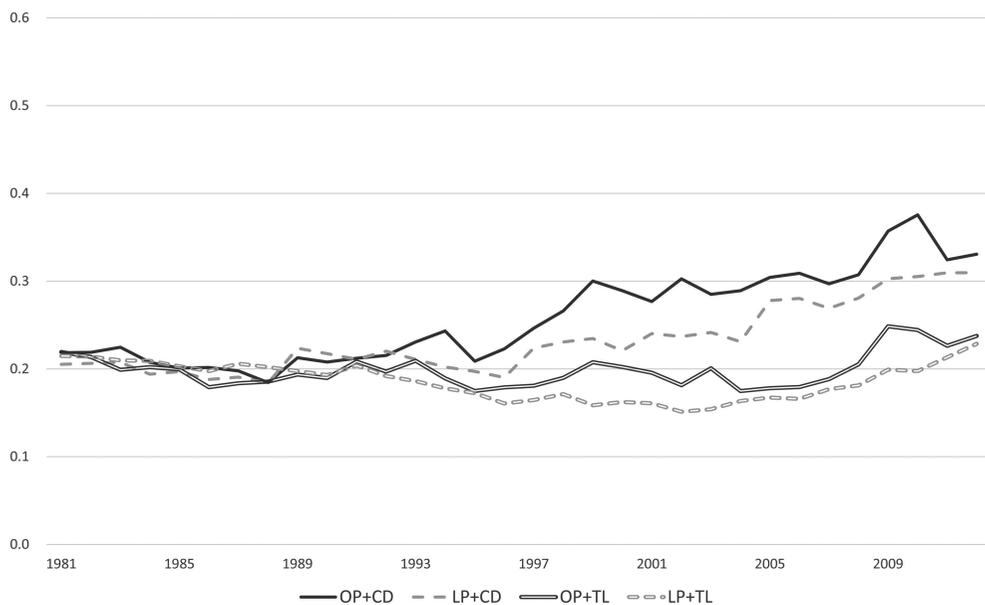


図 4b マークアップ率の IQR：非製造業

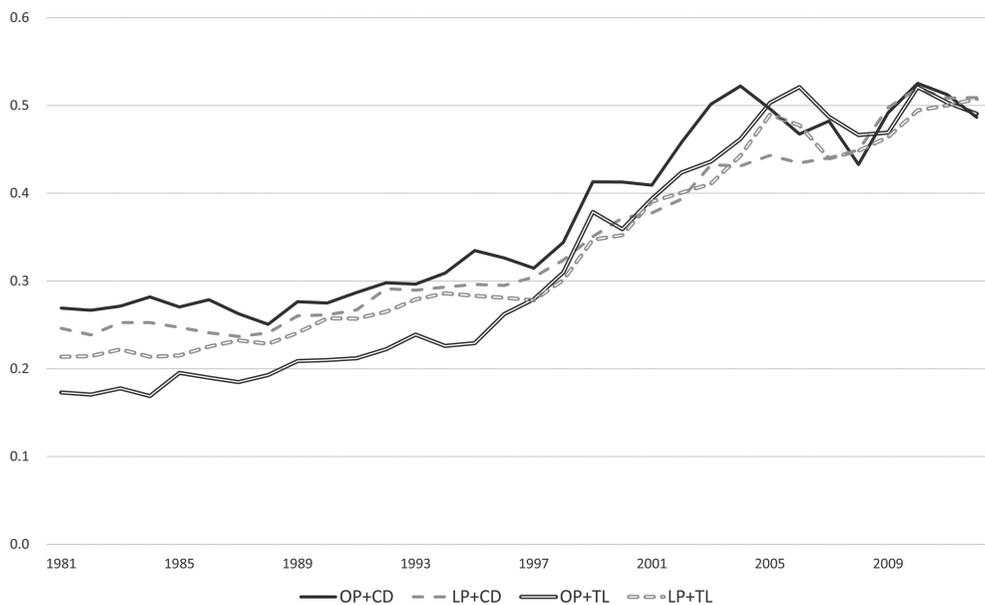
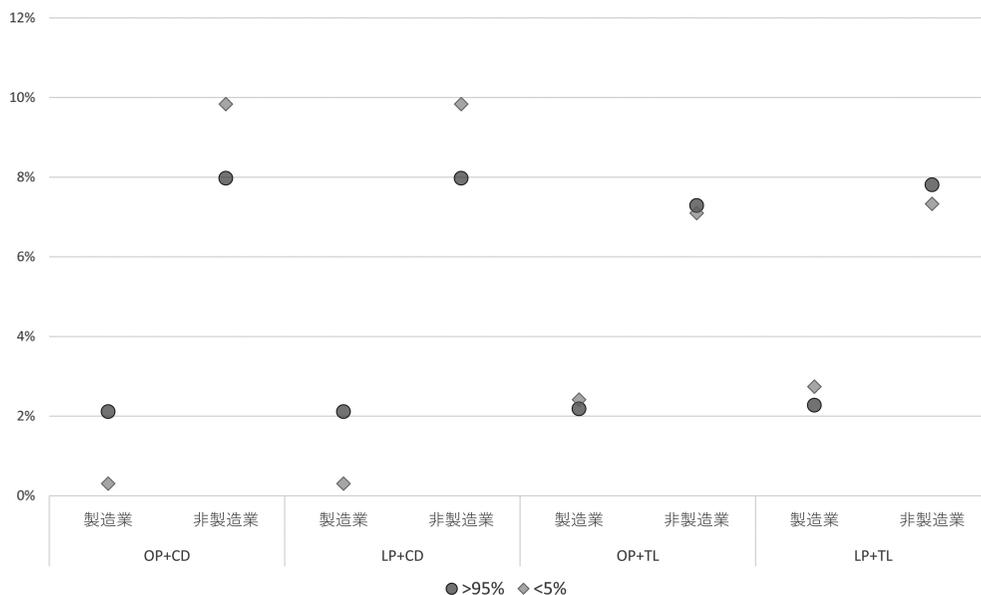


図5 5%分位点未満・95%分位点超のデータの割合



末からであり、非製造業では取引によって生じる情報の役割がより大きく、情報の面で一旦優位を築いた企業はその優位をさらに強固にする傾向があることに鑑みれば、この結果は示唆に富むものといえる。この点についてより詳細な分析が、今後俟たれるところである。

DWの手法は、このように企業間で異なるマークアップ率を計測できるところに特徴がある。そこで本稿では、特に他と異なるようなマークアップ率を記録した観測値に、どのような特徴があるかについて、さらに検証していく。「特に他と異なる」基準は、5%分位点未満あるいは95%分位点を超えるマークアップ率を記録していることとする。この中には実際に非常に高い（あるいは低い）価格支配力を持つものもあれば、計測の手法上あるいはデータ上の問題によって、そのような極端な値が導き出されたものも含まれると考えられることには注意が必要である。

まず、特に他と異なる観測値がどの産業に属するかを図5にまとめた。5%分位点未満（極端に小さな値）でも95%分位点超（極端に大きな値）でも、非製造業の方が観測値に占める割合が高い。非製造業ではこうした値がそれぞれ7~10%含まれるのに対し、製造業ではせいぜい3%に満たない水準である。t検定の結果、この差は1%で有意であった。そして、これらは推定手法や用いた関数形によらず観察されている。

こうした値がどの時期に観察されるのか、時系列的な推移は図6a~6dに示されている。95%分位点を超える値については、4枚の図のいずれにおいてもほぼ同様の傾向が見られる。すなわち、1980年代前半には観測値の2%程度しか見られなかったものが、ほぼ一貫して上昇し続け、分析対象期間末には10%前後の観測値がこの水準に達している。

図 6a 5% 分位点未満・95% 分位点超のデータの割合：OP+CD

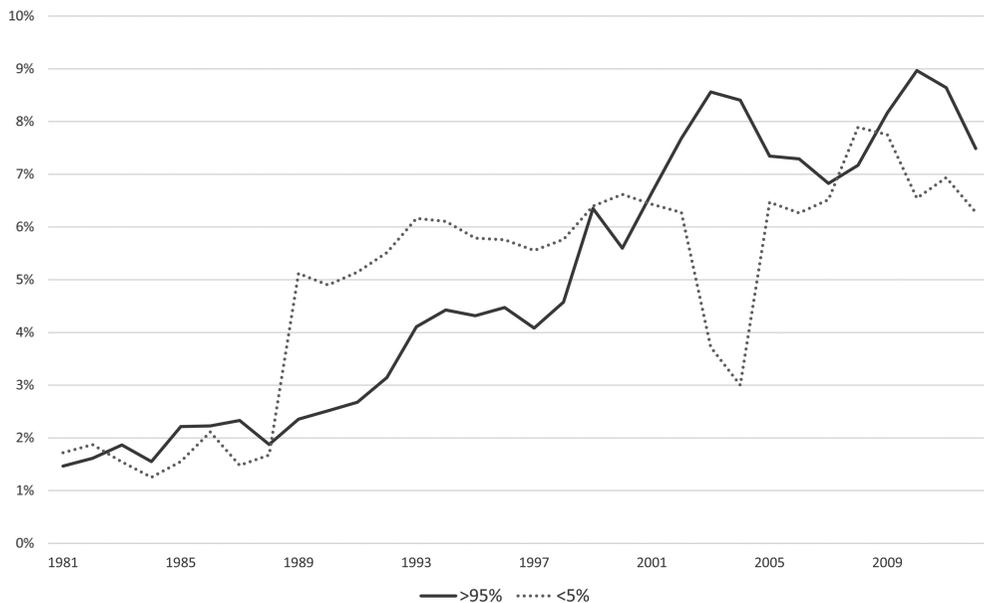
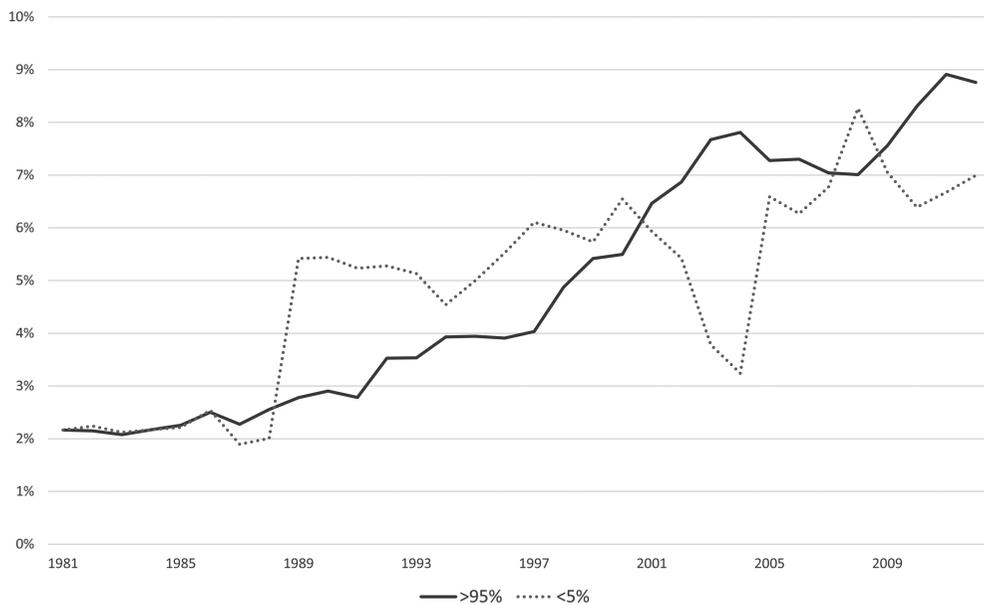


図 6b 5% 分位点未満・95% 分位点超のデータの割合：LP+CD



生産関数を用いたマークアップ率の計測に関する検証

図 6c 5% 分位点未満・95% 分位点超のデータの割合：OP+TL

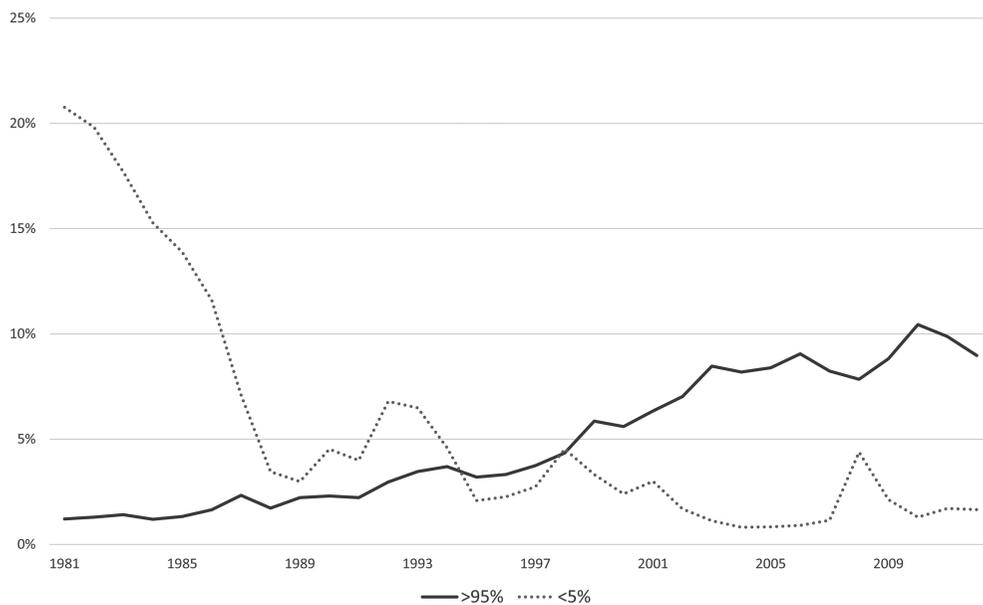


図 6d 5% 分位点未満・95% 分位点超のデータの割合：LP+TL

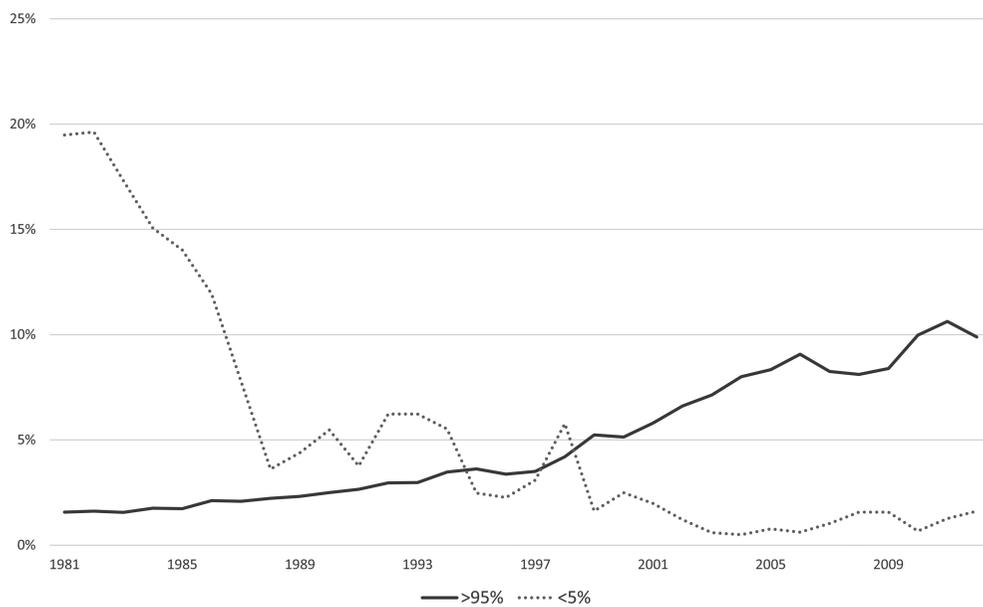


表 5 極端な値をとる観測値の特徴：売上高

	OP+CD	LP+CD	OP+TL	LP+TL
>95%	-1.077 <sup>a</sup> (0.026)	-1.113 <sup>a</sup> (0.021)	-0.683 <sup>a</sup> (0.027)	-0.770 <sup>a</sup> (0.022)
<5%	0.843 <sup>a</sup> (0.027)	0.807 <sup>a</sup> (0.022)	-0.020 (0.027)	0.064 <sup>a</sup> (0.022)

被説明変数：名目売上高の対数値

注) a は 1% 水準で有意な係数を指す。

5% 分位点未満の値については様相が異なる。関数形を CD とした図 6a, 6b においては, 95% 分位点超の値と同様, 相対的に大きな変動を見せつつも年々上昇する傾向を示している。しかし図 6c, 6d にある TL 型の生産関数に基づく結果では全く逆で, 1980 年代にはかなり多くの観測値が「極端に低い値」をとっており, その割合はむしろ年々低下している。関数形によって大きく結果が異なるということは, 5% 分位点未満に属するような低い値は, 何らか手法上, あるいはデータ上の問題の影響で生じたものが多分に含まれることを示唆している。この点は, 図 6a, 6b において 1988 年と 1989 年に大きなギャップがあり, 分析期間を区切ったところで顕著な差異がみられることから窺える。

いずれにしても図 3a~d において, 関数形が CD のときにはマークアップ率は概ね横ばいの傾向を示し, TL では上昇傾向を見せていることと, 図 6a~6d の結果は整合的である。CD の場合には極端に大きな値も極端に小さな値も, 年々増加する傾向にあり, 平均的にはあまり大きく変動しないことが予想され, TL の場合には極端に大きな値が増えつつ, 極端に小さな値は減ってきており, 平均的な水準が上がるのは自然な傾向といえる。

表 5~7 では, このような極端な値をとる企業が, どのような属性を持つのかを探っている。5% 分位点未満, あるいは 95% 分位点超の値は, 比較的特定の企業に集中する傾向がある。観測値の半分以上が 5% 分位点未満となる企業は 1.3%~4.3%, 半分以上が 95% 分位点超となる企業は 4.8%~5.6% である。その一方で, 7 割前後の企業は 5% 分位点未満の観測値も 95% 分位点超となる観測値も全く持たない。これらのことから, 特に他と異なる値をとるのには, 相当程度企業属性が影響しているものと考えられる。

表 5~7 は,

$$A_{it}(j) = \beta_{high} I(\mu'_{it} > P_{95\%}) + \beta_{low} I(\mu'_{it} < P_{5\%}) + d_j + h_t + e_{it} \quad (22)$$

という式を推定した結果のうち,  $\beta_{high}$  と  $\beta_{low}$  に関するものを取り出している。括弧内は標準誤差である。ここで  $A_{it}(j)$  は, 産業  $j$  に属する企業  $i$  の  $t$  年における企業属性 (売上高, 中間投入, 企業年齢) であり,  $I(\mu'_{it} > P_{95\%})$  は計測されたマークアップ率が 95% 分位点超であれば 1, そうでなければ 0 をとるダミー変数であり,  $I(\mu'_{it} < P_{5\%})$  は同様に 5% 分位点未

表6 極端な値をとる観測値の特徴：中間投入

	OP+CD	LP+CD	OP+TL	LP+TL
>95%	-2.289 <sup>a</sup> (0.028)	-2.208 <sup>a</sup> (0.022)	-1.736 <sup>a</sup> (0.030)	-1.766 <sup>a</sup> (0.024)
<5%	1.277 <sup>a</sup> (44.790)	1.222 <sup>a</sup> (0.023)	0.030 (0.030)	0.179 <sup>a</sup> (0.024)

被説明変数：名目中間投入の対数値  
注) aは1%水準で有意な係数を指す。

表7 極端な値をとる観測値の特徴：企業年齢

	OP+CD	LP+CD	OP+TL	LP+TL
>95%	-8.723 <sup>a</sup> (0.331)	-8.991 <sup>a</sup> (0.266)	-5.091 <sup>a</sup> (0.340)	-6.338 <sup>a</sup> (0.273)
<5%	0.614 (0.339)	0.463 (0.277)	-0.446 (0.337)	-0.488 (0.275)

被説明変数：企業年齢=年度-実質設立年度  
注) aは1%水準で有意な係数を指す。

満の時に1をとるダミー変数である。推定においては、産業固有の効果 $d_i$ と年度固有の効果 $h_t$ も考慮している。

表5では、被説明変数を売上高(対数値)にしたときの結果を示している。 $\beta_{high}$ はいずれの場合においても有意に負であり、 $\beta_{low}$ はOP+TLの場合を除いて有意に正である。また、被説明変数を中間投入(対数値)にした時の結果は表6であるが、こちらでもやはり $\beta_{high}$ はいずれも有意に負、 $\beta_{low}$ はOP+TLの場合以外有意に正である。すなわち極端に大きなマークアップ率を記録した企業は、そうでない企業より小さい傾向があり、極端に小さなマークアップ率はより大きな企業において記録される傾向がある。ただし係数の値をみると、中間投入を被説明変数とする表6の方が、売上高を被説明変数とする表5よりも絶対値が大きい。当然ながら、売上高に比べてより少ない(多い)中間投入を行ってれば、より高い(低い)マークアップ率につながる。

企業年齢に関する結果は表7にまとめられている。 $\beta_{high}$ はいずれの場合においても有意に負であるが、 $\beta_{low}$ については有意水準5%で0と異なるものではなく、符号も関数形によって異なっている。通常は若い企業の方が企業規模は小さく、表5、表6の結果に鑑みれば、マークアップ率が極端に高い企業は比較的若い企業であるということは自然に理解できる。他方で、極端に低いマークアップ率を記録した企業には、企業年齢に関して明確な傾向は見られなかった。若い企業は比較的小規模で高いマークアップ率を上げているものが含まれる一方、僅かなショックでマークアップ率を大きく下げること、企業年齢の高い企業よりは起こりやすいことが予想される。図6a~6dについて論じたように、極端に低いマークアップ

率は、データ上の問題から生じているものも一定程度あると考えられ、そのような観測値がどの程度含まれるかによって、結果が不安定になることを反映しているとも考えられる。

## 第 5 節 まとめ

企業のマークアップ率は、経済学のさまざまな分野で重要な変数の 1 つとなっており、その実際の状況を詳細に把握することには大きな意義があるといえる。本稿は、近年提唱され、広く使われつつある De Loecker and Warzynski (2012) (DW) の手法を日本の上場企業のデータに適用し、その有用性や活用における留意点を探った。DW の手法は生産関数のパラメータを用いてマークアップ率を計測するため、複数の手法および複数の関数形を用いて生産関数を推定し、それらが結果にどの程度影響するかを確かめている。

マークアップ率の年々の変動や、産業間での比較をみると、生産関数推定のやり方に関わらず、概ね同様の傾向が観察され、この点では頑健な手法であるといえる。他方で時系列的な傾向については、関数形によって上昇傾向が観察されたり、目立った上昇傾向はなく、むしろ横ばいであるという異なる結果が得られることとなった。この点は今後さらに詳細に検証する必要があると考えられる。

DW の手法では、同一産業・同一時点でも企業によって異なるマークアップ率を計測しており、マークアップ率の分布についても検証できることが一つの特徴となっている。この点については、非製造業における分散の拡大傾向や、特に高いマークアップ率を記録するのは比較的小規模で若い企業であるという頑健な結果が得られた。

また、マークアップ率の分散が著しく大きい産業は、生産技術の面で本来かなり異質であるはずのものをまとめてしまっていることも示された。DW の手法を適用する際には、分析対象となる企業を、なるべく精緻な形でしかるべき産業に割り当てることが重要と考えられる。この点も、実際にこの手法を用いる上で分析者が留意すべき点といえよう。

### 注

\* 本稿は、2017 年度研究助成費 17-20 による研究成果の一部である。

- 1) 例えば Bottasso and Sembenelli (2001) など。
- 2) 例えば Aghion, Bloom, Blundell, Griffith, and Howitt (2005) など。
- 3) 例えば Beccarelli (1996) など。
- 4) 利用可能なデータからできるだけ正確な値を求めようという試みは、本稿でも用いる JIP データベースなどでも行われている。
- 5) 例えば釜江 (2012) では、国債についての分析から、2000 年代においても市場は効率的とは言い難いという結論が得られている。
- 6) なお、Basu and Fernald (2002) の主たる分析目的は、マークアップ率の計測ではなく、正の

## 生産関数を用いたマークアップ率の計測に関する検証

- マークアップ率が成り立つような不完全競争下で、技術進歩率を計測することにある。
- 7) 近年における集中度の上昇傾向については、Grullon, Larkin, and Michaely (2017) や De Loecker and Eeckhout (2018) などで論じられている。
  - 8) 3次多項式などが用いられることが多い。
  - 9) 可変的投入要素として労働も含まれる生産関数を想定しており、代理変数として中間投入を用い、1段階目で生産関数における労働のパラメータを推定することになる。
  - 10)  $\omega_{it}$  がマルコフ過程に従うという仮定を利用することになる。
  - 11) JIP データベースの作成方法等は、深尾・宮川 (2008) を参照のこと。
  - 12) <https://www.rieti.go.jp/jp/database/JIP2008/data/03-6.pdf>
  - 13) OP+CD では陸運業、海運業、LP+CD では海運業が該当する。
  - 14) prodest については、Mollisi and Rovigatti (2017) を参照のこと。
  - 15) 企業規模の指標として、売上高の代わりに従業員数を用いても同様の結果が得られた。

## 参考文献

- 釜江廣志. 2012. 『日本の債券市場の史的分析：戦前と戦後の数量経済史』同文館出版。
- 深尾京司・宮川努. 2008. 『生産性と日本の経済成長—JIP データベースによる産業・企業レベルの実証分析』東京大学出版会。
- Akerberg, Daniel A., Kevin caves, and Garth Frazer. 2015. "Identification Properties of Recent Production Function Estimators," *Econometrica* 83 (6): 2411-2451.
- Aghion, Philippe, Nick Bloom, Richard Blundell, Rachel Griffith, and Peter Howitt. 2005. "Competition and Innovation: An Inverted-U Relationship," *Quarterly Journal of Economics* 120 (2): 701-728.
- Basu, Susanto and John G. Fernald. 2002. "Aggregate Productivity and Aggregate Technology," *European Economic Review* 46 (2): 963-991.
- Beccarello, Massimo. 1996. "Time Series Analysis of Market Power: Evidence from G-7 Manufacturing," *International Journal of Industrial Organization* 15 (1): 123-136.
- Bottasso, Anna and Alessandro Sembenelli. 2001. "Market Power, Productivity and the EU Single Market Program: Evidence from a Panel of Italian Firms," *European Economic Review* 45 (1): 167-186.
- De Loecker, Jan and Jan Eeckhout. 2018. "Global Market Power," National Bureau of Economic Research Working Paper Series No. 24768.
- De Loecker, Jan and Frederic Warzynski. 2012. "Markups and Firm-Level Export Status," *American Economic Review*, 102 (6): 2437-2471.
- Grullon, Gustavo, Yelena Larkin, and Roni Michaely. 2017. "Are U.S. Industries Becoming More Concentrated?" mimeo.
- Hall, Robert E. 1988. "The Relation between Price and Marginal Cost in U.S. Industry," *Journal of Political Economy* 96 (5): 921-947.
- Levinsohn, James, and Amil Petrin. 2003. "Estimating Production Functions Using Inputs to Control for Unobservables," *Review of Economic Studies*, 70 (2), 317-342.

- Mollisi, Vincenzo and Gabriele Rovigatti. 2017. "Theory and Practice of TFP Estimation: the Control Function Approach Using Stata," CEIS Tor Vergata RESEARCH PAPER SERIES 15 (2), No. 399.
- Olley, G. Steven, and Ariel Pakes. 1996. "The Dynamics of Productivity in the Telecommunications Equipment Industry," *Econometrica*, 64 (6): 1263-1295.
- Pakes, Ariel. 1994. "Dynamic Structural Models, Problems and Prospects Part II: Mixed Continuous-Discrete Control Problems, and Market Interactions," in *Advances in Econometrics*, ed. by C. Sims. Cambridge University Press.