

# コロナ禍における上場企業の マークアップと生産性\*

中 村 豪

## 1. はじめに

2020年に始まった新型コロナ（COVID-19）は世界各国の経済に大きな影響を与えた。日本でも2020年4-6月期の実質GDP成長率が前年同期比で-9.9%、同7-9月期が-5.1%と急減速を記録している。緊急事態宣言により人々の活動は大幅に制約され、感染の波が繰り返す中で将来に対する不確実性も増した。その結果として経済活動も停滞することとなった。

このような新型コロナの経済に対する影響については、世界的な現象であったこともあり、内外でさまざまな観点から分析されている。特に企業の活動に関するものうちごく一部を例としてあげると、アメリカのデータを用いた分析としては、中小企業の休業業（Fairlie (2020)）や、中小企業の売り上げの減少（Bloom, Fletcher, and Yeh (2021)）、中小から大企業まで含めた生産性の動向（Bloom, et al. (2020)）を探ったものがある。日本のデータを用いたものでは、自粛要請などの感染拡大防止策が中小企業の活動や将来見通しに与えた影響（Kawaguchi, Kodama, and Tanaka (2021)<sup>1)</sup>）や、売り上げの低迷や不確実性の増大が招く企業退出（Miyakawa, Oikawa, and Ueda (2021)）を分析したものなどがある。

本稿では、コロナ禍において企業のパフォーマンスに生じた変化を、マークアップと全要素生産性（TFP）の観点から分析している。マークアップは限界費用に対してどれだけ高い価格をつけられているかを示す指標であり、どれだけ「強い需要」があるか（教科書的には需要の価格弾力性がどれだけ高いか）によって変動しうるものである。新型コロナの影響で、突然多くの業種において需要の大幅な低下が生じたが、これによってマークアップが押し下げられた可能性がある。TFPは、生産要素の投入に対してどれだけ産出があるかを表している。新型コロナは、リモートワークの導入など企業の生産現場にも大きな影響を及ぼした。また流通が停滞するなどした結果、生産の効率性が低下した可能性も考えられる。

このようなマークアップおよび生産性の変化が、コロナ禍においてどのように生じていたかを、日本の全上場企業を対象にしたデータベースを用いて検証するのが本稿の目的である。まずはその実態を、同様に大きなマクロ経済ショックに見舞われたと考えられるリーマン・ショック時と比較しながら記述していく。

## コロナ禍における上場企業のマークアップと生産性

企業パネルデータというマイクロデータを利用することから、本稿の分析では企業間の異質性を考慮して、コロナ禍におけるマークアップと生産性の変化を探ることができる。すなわちマークアップや生産性については、個々の企業によってコロナ禍における変化が異なるはずである。その場合、どのような企業でマークアップや生産性の上昇、あるいは低下が生じたのが、経済全体で見たときのコロナの影響を左右することになる。

新型コロナの影響は経済全体に広範に及んでいるため、大きな資源の再配分が生じた可能性が指摘されている。Barrero, Bloom, and Davis (2020) は、コロナ禍の初期においていくつかの労働統計や企業の将来見通しのデータを用い、雇用面において大きな資源再配分が生じていたことを示している。資源の再配分が低生産性企業から高生産性企業へと生じるような場合、経済の効率性はより高まることになる。そのような望ましい、あるいはコロナ禍の負の影響を緩和するような変化が生じていたのか、短期から中期といえる期間のデータが蓄積してきた現時点において分析する。

マークアップも生産性も、単に企業活動がどの程度良好であるかを反映した指標というだけでなく、その変動を受けて企業がどのように行動するかを左右する要因という側面も持つ。マークアップは、財・サービスを販売することによりどれだけの利潤が見込まれるかを表している。マークアップが高ければ、それだけ財・サービスの販売から大きな利潤が期待できるため、企業の投資行動にも影響しうる。特に研究開発投資については、Aghion, et al. (2005) などの研究において、マークアップの水準との関連が分析されている。これら既存研究では市場における競争の激しさの指標としてマークアップを用いているが、コロナ禍のような突発的な出来事によりマークアップが変化した場合、研究開発投資のような長期的な視点から行われると考えられるものがどのような反応を見せるのかは、コロナ禍の長期的な影響を考える上でも重要であろう。

以下第2節では、本稿で使用するデータおよびマークアップとTFPの測定方法について説明する。第3節では、測定したマークアップとTFPの値を用い、コロナ禍においてこれらがどのように変動したのかを見る。その際、2008～2009年のリーマン・ショックを比較対象とする。さらにコロナ禍において生じた変化が、資源再配分の観点からどのようなものであったかも評価する。第4節では、マークアップやTFPの変化と研究開発投資の相関について探る。第5節はまとめである。

## 2. データと測定手法

本稿で使用するデータは、日本の上場企業についてのパネルデータセットとなる。2002～2021年度の日本の全上場企業についてその財務データを用いている。上場企業が対象ということで、基本的には大規模な企業についての分析となる。新型コロナの影響は、中小企業

の方が顕著に表れていると考えられ、多くの先行研究も中小企業についての分析に焦点を当てている。しかし上場企業は経済に占める割合が高く<sup>2)</sup>、その動向が経済全体に及ぼす影響も大きい。さらに本稿のように研究開発投資に着目するとなると、もともと研究開発を実施していない中小企業も多いことから、本稿の分析においては上場企業に着目することで十分意味があるといえる。

分析対象となるすべての企業についてマークアップと TFP を測定するに当たっては、生産関数推定をもとにした手法を採用する。特にマークアップの推計では、需要側のデータを用いて推計された需要の価格弾力性に基づくアプローチもあるが、そのような手法はある特定の市場（あるいは業種）を対象とする場合は適用しやすいものの、本稿のように広範な業種にわたる企業について、統一的にマークアップを測定する手法としては De Loecker and Warzynski (2012) によって提唱され、中村 (2018) や Nakamura and Ohashi (2019), Nakamura and Ohashi (2022) でも用いている生産関数アプローチの方が適していると考えられる。

生産関数アプローチについては中村 (2018) でも詳述しているが、企業の費用最小化条件から価格と限界費用の比、すなわちマークアップを生産関数のパラメータと財務データの値によって定義できることを利用したものである。まず企業  $i$  の  $t$  年における生産が、生産関数

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

に従うものとする。ここで  $Y_{it}$  は生産量であり、 $X_{it}$  は可変的な生産要素（中間投入など）、 $K_{it}$  は固定的な生産要素（資本ストックなど）、 $\omega_{it}$  は生産性を表す。この生産関数を前提に、費用

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

を最小化する 1 階条件を変形することで、財価格  $P$  と限界費用  $MC$  の比であるマークアップ  $P/MC \equiv \mu$  は、生産関数における可変的投入要素の弾力性  $\beta_{X,it} \equiv (\partial F / \partial X) \cdot (X/Y)$  と、売上高に対する可変的投入要素支出の比

$$\alpha_{X,it} = \frac{P_{it}^X X_{it}}{P_{it} Y_{it}} \quad (3)$$

を用いて

$$\mu_{it} = \frac{\beta_{X,it}}{\alpha_{X,it}} \quad (4)$$

のように表現することができる。なお、 $P_{it}^X$  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。以上から、生産関数 (1) を推定することで得られる  $\beta_{X,it}$  と、財務データから得

コロナ禍における上場企業のマークアップと生産性

られる  $\alpha_{x,it}$  からマークアップを推計できることが分かる。TFP については、(1) を適切に推定できれば  $\omega_{it}$  も推定できる。すなわち、生産関数 (1) を適切に推定できれば、マークアップと TFP の 2 つの指標について推定できるということになる。

生産関数の推定においては、よく知られているように誤差項と生産要素投入水準の間に相関があり、バイアスのないパラメータを推定するにはこの問題を処理する必要がある。これについて本稿では、中村 (2018)、Nakamura and Ohashi (2019)、Nakamura and Ohashi (2022) と同じく Levinsohn and Petrin (2003) の手法を用いることで対応する。

推定に当たっては、各企業の財務データ (単独決算の値) から売上高、期末従業員数、償却対象有形固定資産、売上原価、労務費・福利厚生費をとっている。決算期の変更がある場合は、売上高、売上原価、労務費・福利厚生費は 12 ヶ月分相当の値に調整している。期末従業員数、償却対象有形固定資産を固定的投入要素とし、可変的投入要素は売上原価から労務費・福利厚生費を引いたものとして定義する。売上高、可変的投入要素の値については、SNA 統計における産出デフレーターと、中間投入デフレーターによって実質化している。

財務データを用いる際に注意すべき点として、純粋持株会社の扱いがある。特に単独決算の値を用いている場合、純粋持株会社化した企業では、その年を境に各変数の値が急減することが観察される。この性質を利用して、本稿の分析では、前年度から 75% 以上の幅で期末従業員数が減少した企業についてはその時点で純粋持株会社化したものと見なし、分析対象から除外した。また、企業名称に「ホールディング」「HD」「グループ」ないしそれらの英語表記が含まれるものも、同様に純粋持株会社として扱い、分析から除外した。

生産関数については、期末従業員数 (労働) と可変的投入要素について対数の 2 事項も含む関数形を用いた。すなわち、

$$y_{it} = \beta_l l_{it} + \beta_m m_{it} + \beta_{mm} m_{it}^2 + \beta_k k_{it} + \beta_s S_{it} + \text{YearFE} + \omega_{it} + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

を推定している。 $y$ 、 $l$ 、 $m$ 、 $k$  はそれぞれ売上高、期末従業員数、可変的投入要素、有形固定資産の対数値であり、 $S$  は市場シェア (日経業種小分類における) である。 $\varepsilon_{it}$  は、説明変数と無相関な誤差項である。パラメータは、日経業種中分類別に推定している。

推定した生産関数には  $m$  の 2 次項が含まれているため、

$$\beta_{x,it} = \beta_m + 2\beta_{mm} m_{it} \quad (6)$$

のように柔軟に変化する  $\beta_{x,it}$  を想定することができる。マークアップの推定値は、パラメータの推定値  $\widehat{\beta}_m$  と  $\widehat{\beta}_{mm}$  を用いて、

$$\mu_{it} = \frac{\widehat{\beta}_m + 2\widehat{\beta}_{mm} m_{it}}{\alpha_{it}} \quad (7)$$

と求めている。一点、中村 (2018)、Nakamura and Ohashi (2019)、Nakamura and Ohashi

(2022) と異なるのは,

$$\mu_{it} = \frac{\widehat{\beta}_m + 2\widehat{\beta}_{mm} m_{it}}{\alpha_{it} \exp(\varepsilon_{it})} \quad (8)$$

のように、企業の要素投入の意思決定に影響しない誤差項  $\varepsilon_{it}$  を調整していない<sup>3)</sup> ところである。 $\varepsilon_{it}$  を調整する意味は、これによりある種の「標準的な」生産活動を想定してマークアップを求めるところにある。しかし特に本稿で検証したいことはコロナ禍という、企業にとっても予見不可能だったショックの影響であるため、本稿の分析では  $\varepsilon_{it}$  を調整せず、観察された売上高と要素投入を前提としたマークアップの推定値を用いる。

TFP については,

$$\ln TFP_{it} = y_{it} - \widehat{\beta}_l l_{it} - \widehat{\beta}_u l_{it}^2 - \widehat{\beta}_m m_{it} - \widehat{\beta}_{mm} m_{it}^2 - \widehat{\beta}_k k_{it} - \varepsilon_{it} \quad (9)$$

と定義する。 $\widehat{\beta}_i$  などは生産関数の各パラメータの推定値であり、 $\varepsilon_{it}$  は  $\varepsilon_{it}$  の推定値である。

このように推定されたマークアップや TFP については、極端な外れ値が含まれがちである。そのため、次節以降の分析では各年度の上位・下位 1% ずつを除外する winsorization を行ったものを用いている。

### 3. コロナ禍におけるマークアップと生産性の変動

前節で説明したデータ、手法にもとづいて推定したマークアップと TFP (対数値) について、サンプル全体、およびリーマン・ショックとコロナ禍の各年度 (2008, 09, 2020, 2021 年度) の記述統計量は表 1 のようになる。前節で述べたように、一度推定した値の上位・下位 1% ずつを除外した後の記述統計量をまとめている。

推定されたマークアップと TFP について相関を見ると、図 1 のようになる。図 1 は、マークアップと TFP について、それぞれ日経業種小分類×年度の平均を差し引き、それらの値から散布図を描いたものである。近似曲線を見る限り正の相関があるとはいえるが、特にグラフの中ほどは分散が大きい。相関係数は 0.132 となっており、2つの指標はそこまで高い相関を示すわけではない。

全体の平均やメディアンは、各年度の企業構成によっても影響を受ける。そこで、より直接的にコロナ禍のマークアップや TFP が他の年度とどの程度異なるのかを見るため、企業固定効果を考慮した上でマークアップや TFP を各年度のダミーに回帰させる推定を行った。この推定において年度ダミーの係数は、その年度におけるマークアップや TFP が、同一企業内でどの程度他の年度より高いか、あるいは低いかを表すものとなる。

図 2 は得られた年度ダミーの係数と、その 95% 信頼区間を示している。標準誤差は日経業種中分類別にクラスタリングしたものをを用いている。マークアップについては、2020 年

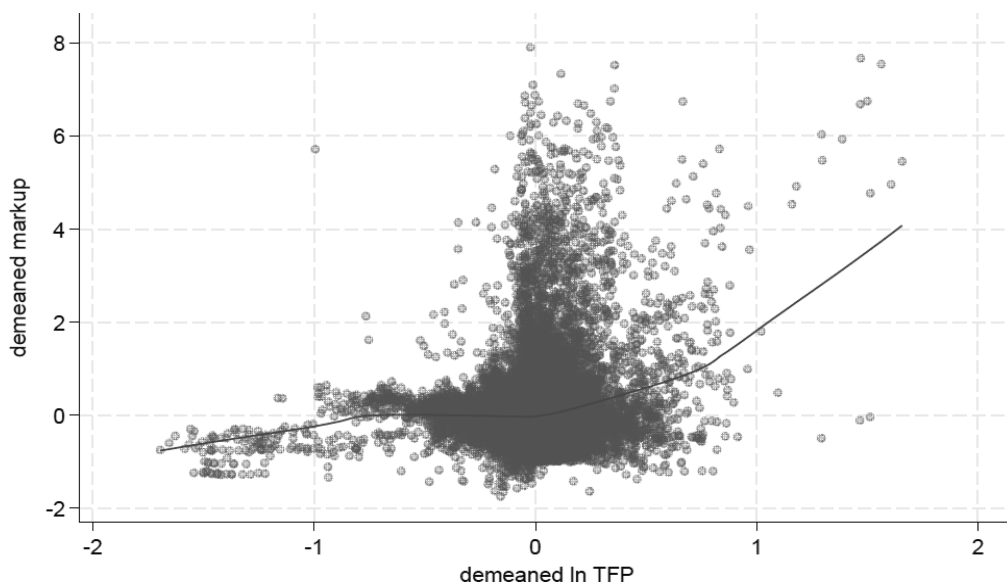
表 1 推定されたマークアップと TFP (対数値) の記述統計量

(a) マークアップ					
	全期間	2008	2009	2020	2021
観測値数	66,489	3,447	3,292	3,110	3,057
平均	1.278	1.242	1.246	1.308	1.334
メディアン	1.143	1.138	1.155	1.119	1.130
最小	0.491	0.570	0.576	0.592	0.610
最大	9.599	6.287	5.620	7.247	7.879
標準偏差	0.616	0.500	0.465	0.732	0.778

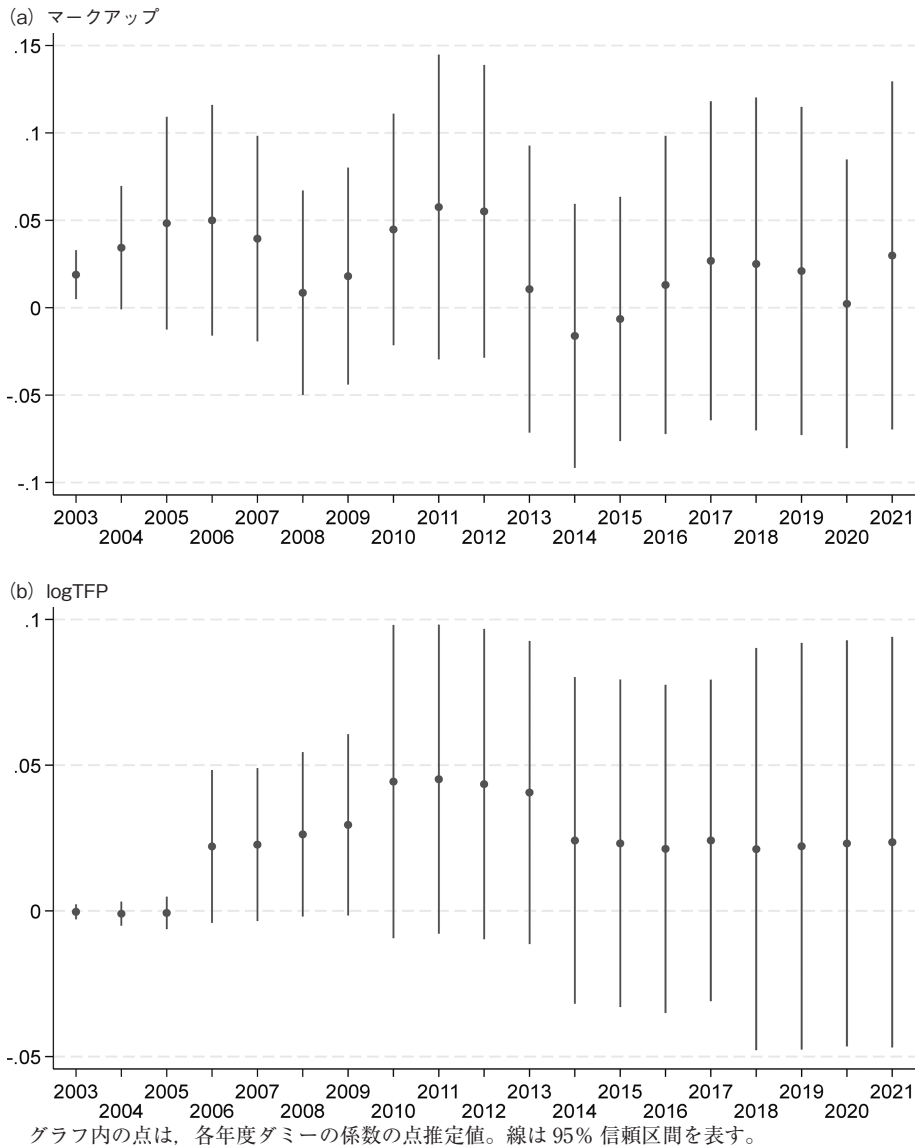
(b) TFP (対数値)					
	全期間	2008	2009	2020	2021
観測値数	66,329	3,415	3,290	3,110	3,057
平均	2.584	2.561	2.556	2.664	2.674
メディアン	2.410	2.376	2.372	2.534	2.561
最小	0.975	1.044	1.050	0.997	0.975
最大	4.175	4.112	4.115	4.135	4.123
標準偏差	0.872	0.863	0.864	0.896	0.898

図 1 マークアップと TFP の相関：2002～2021 年度の上場企業



推定されたマークアップと log TFP について、業種×年度の平均を差し引いたものをプロットしている。マークアップと TFP については winsorization を施した後のデータを用いている。近似曲線は lowess (bandwidth=.8) によって描いている。

図2 マークアップと TFP の各年度における水準の比較



度の値が前後に比べて落ち込んでいることが分かる。基準年（2002年度）に対しては有意な差ではないが、直前の2019年度の係数の値と比較すると、5%水準で有意に異なる（ $p$ -value=.033）結果となっている。このようなマークアップの低下は、ほかにも2008・09年度や2014年度近辺にも観察される。特に2008・09年度はリーマン・ショックの影響を強く受けた時期であるといえ、大きなマクロ経済ショックのあった時期ということで、コロナ禍と同様の性質を持つ。2007年度と比較して、2008年度の係数、2009年度の係数とも有意に

コロナ禍における上場企業のマークアップと生産性

ことになっている（p-value はそれぞれ.000, .027）。

これに対し TFP の方にはあまり目立ったショックは見られない。2003 年度から 2005 年度までやや低く、2010 年度から 2013 年度にかけてやや高まったほかは、概ね横ばいといえる。マークアップと同様に、2020 年度の値を 2019 年度の値と比較する検定を行ったが、有意差は認められなかった（p-value=.541）。

平均的にはコロナ禍において特にマークアップの低下が観察されることが分かったが、そのような変化が経済全体で一様に生じたわけではない<sup>4)</sup>。図 3 は、コロナ禍（2020・21 年度）とリーマン・ショック時（2008・09 年度）のマークアップと TFP（対数値）が、直前の「平常時」（コロナ禍については 2017~19 年度の、リーマン・ショック時については 2005~07 年度の平均）に比べてどれだけ変化したのか、その分布を見たものである。ただしこれらは非常に大きな外れ値を含むため、マークアップについては  $-0.5 \sim +0.5$ 、TFP（対数値）については  $-0.1 \sim +0.1$  の範囲でヒストグラムを描いている。この範囲に各年度のサンプルの 90% 以上が含まれている。まず一見してコロナ禍でもリーマン・ショック時でも、マークアップや TFP の変化は大きな分散を持つことが分かる。そして分布全体にマークアップについてはコロナ禍の方が右寄りであり、TFP についてはリーマン・ショック時の方が右寄りであることが分かる。マークアップの低下はリーマン・ショック時の方が全般的にも大きく、TFP についてはコロナ禍の方がより低調であったといえる。

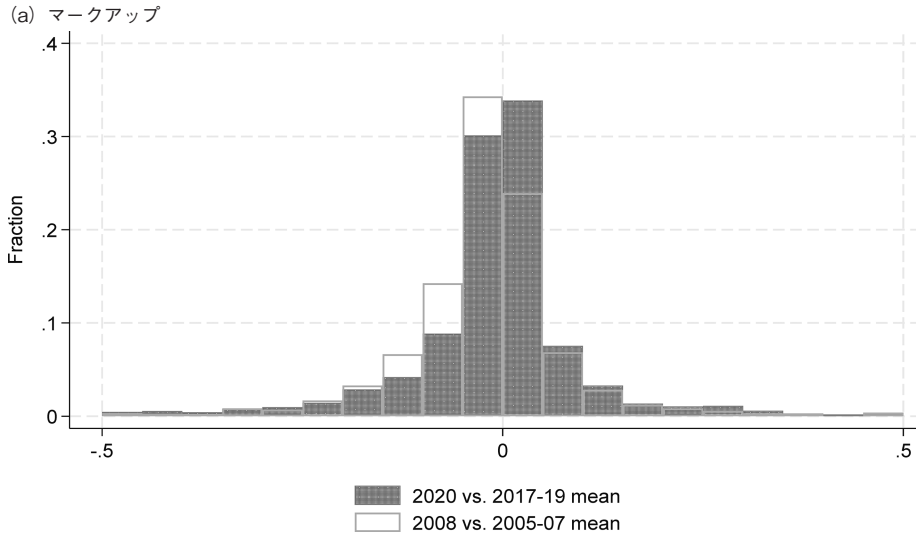
図 3 に見られるような企業間の差異はどのような要因に帰着できるだろう。まず指摘できることは、業種による違いが大きい可能である。コロナ禍では、宿泊や飲食などのサービスは大きな打撃を受けた一方、情報通信の分野などむしろ需要が一段と高まったと考えられる業種もある。生産性についても、業種によって影響の出方は異なると考えられる。

表 2 は、コロナ禍（2020・21 年度）とリーマン・ショック時（2008・09 年度）のマークアップと TFP（対数値）が、直前の「平常時」（コロナ禍については 2017~19 年度の、リーマン・ショック時については 2005~07 年度の平均）に比べてどれだけ変化したのか、業種ごとにその平均を見たものである。値がプラスの場合は網掛けしている。なお、業種は日経業種中分類を用い、マークアップと TFP の少なくとも一方について<sup>5)</sup> 含まれる企業数が 10 以下のものは表から除外した。

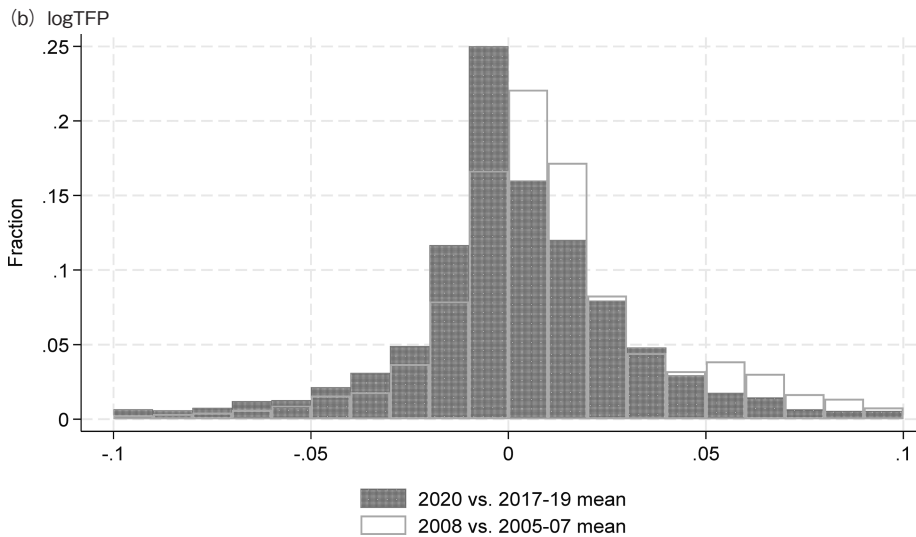
表 2 (a) は業種ごとのマークアップの変化を見たものである。コロナ禍においては、特に 2020 年度にマークアップを低下させた業種が多くなった。とりわけ大きくマークアップを低下させたのは鉄道・バスである。緊急事態宣言で人の移動が制限され、利用者が大幅に減少したことがこの背景にあると考えられる。金融・保険業についても大幅なマークアップの低下が観察された。不確実性が予期せぬ形で高まり、マークアップに影響した可能性がある。ただし金融・保険業について「売上高」を適切に評価し生産関数を推定することは、他の業種に比べて難しい点にも留意が必要である。ほか、いくつかの製造業で比較的大きなマ



図 3 コロナ禍とリーマン・ショック時のマークアップおよび TFP の変化



この図には、2020 年度にマークアップの推定値を利用できる企業の 93.0%、2008 年度に利用できる企業の 96.1% が含まれる。



この図には、2020 年度に TFP の推定値を利用できる企業の 93.1%、2008 年度に利用できる企業の 94.8% が含まれる。

ークアップの低下が見られた。

その一方で、一部の業種ではコロナ禍でもマークアップの上昇が見られた。著しいのは医薬品であり、人々の医薬品需要に対する価格弾力性がこの時期に大きく下がったことが推測される。また陸運についても、コロナ禍における宅配サービスの急増がマークアップの上昇につながったものと考えられる。

コロナ禍における上場企業のマークアップと生産性

表2 コロナ禍およびリーマン・ショック時におけるマークアップと TFP（対数値）の変化：業種別平均

(a) マークアップ

	2017-19 平均との差		2005-07 平均との差	
	2020	2021	2008	2009
食料品	-0.036	-0.051	-0.030	0.008
繊維製品	-0.003	0.003	-0.027	-0.021
パルプ・紙・紙加工品	0.011	0.009	-0.037	0.003
化学	-0.004	-0.003	-0.037	-0.008
医薬品	0.250	0.274	-0.120	-0.075
ゴム製品	-0.001	0.004	-0.070	-0.016
窯業・土石製品	-0.036	-0.025	-0.072	-0.064
鉄鋼	-0.020	-0.003	-0.089	-0.109
非鉄・金属製品	-0.027	-0.037	-0.055	-0.051
はん用・生産用・業務用機械	-0.020	0.000	-0.042	-0.060
電気機械	0.022	0.020	-0.046	-0.038
自動車	-0.028	0.003	-0.051	-0.031
その他輸送用機器	-0.054	-0.018	-0.023	0.009
精密機器	-0.050	-0.033	-0.067	-0.055
その他の製造業	-0.006	0.005	-0.021	-0.007
建設業	0.012	0.008	-0.012	0.007
卸売	-0.020	0.004	0.007	0.015
小売	-0.008	0.013	0.023	0.018
金融・保険業	-0.143	0.169	-0.002	0.144
不動産業	-0.006	0.020	-0.107	-0.131
鉄道・バス	-0.303	-0.228	-0.074	-0.062
陸運	0.055	0.042	0.006	0.035
海運	-0.022	0.194	-0.011	-0.105
倉庫	-0.005	0.001	-0.013	-0.008
通信	0.004	-0.004	-0.010	0.023
サービス	-0.023	0.031	0.011	0.017

網掛けはプラスの値をとったもの。

また、コロナ禍でのマークアップの低下は2020年度でほぼ解消し、2021年度にはコロナ禍以前の水準を回復、ないしそれを上回るマークアップを記録する業種が多くなっている。2020年度においては26業種中20業種でマークアップの低下が記録されているが、そのうちの9業種でコロナ禍前の水準を上回るようになっている。逆に2020年度はコロナ禍以前よりマークアップが高かったが、2021年度にはコロナ禍前より低くなったのは通信のみで、しかもいずれも絶対値は小さい。コロナ禍の需要ショックは比較的短期間に収束したといえる。

この点はリーマン・ショック時とは対照的である。2008年度は、2005～07年度平均に比

表 2 コロナ禍およびリーマン・ショック時におけるマークアップと TFP (対数値) の変化：業種別平均

(b)  $\ln$  (TFP)

	2017-19 平均との差		2005-07 平均との差	
	2020	2021	2008	2009
食料品	0.007	0.010	-0.001	-0.003
繊維製品	-0.004	0.002	0.006	0.007
パルプ・紙・紙加工品	-0.003	-0.003	0.002	-0.004
化学	0.013	0.018	0.018	0.005
医薬品	-0.013	0.036	-0.027	-0.035
ゴム製品	-0.002	-0.002	0.006	0.001
窯業・土石製品	0.009	0.015	0.020	0.028
鉄鋼	-0.005	-0.003	0.004	0.006
非鉄・金属製品	-0.004	-0.004	0.011	0.011
はん用・生産用・業務用機械	0.019	0.013	0.022	0.046
電気機械	0.023	0.023	0.065	0.082
自動車	0.003	0.002	0.004	0.010
その他輸送用機器	0.009	0.011	-0.001	-0.016
精密機器	0.005	0.012	0.010	0.006
その他の製造業	0.004	0.004	0.019	0.027
建設業	0.010	0.011	0.011	0.018
卸売	-0.008	-0.007	-0.009	-0.010
小売	0.001	-0.001	0.000	0.003
金融・保険業	-0.012	-0.012	0.117	0.136
不動産業	-0.013	-0.020	-0.025	-0.030
鉄道・バス	-0.053	-0.067	-0.005	0.007
陸運	-0.012	-0.010	0.018	0.017
海運	-0.005	0.018	0.020	0.020
倉庫	-0.007	-0.007	0.020	0.018
通信	0.057	0.043	0.014	0.035
サービス	-0.007	-0.008	0.004	0.004

網掛けはプラスの値をとったもの。

べて 22 業種でマークアップが低下した。2009 年度にそこから回復したのは 5 業種にとどまる。コロナ禍は年度の初めに生じ、リーマン・ショックは年度の後半に生じたという違いはあるが、リーマン・ショックの方がやや長い期間マークアップに影響をもたらしたといえる。特に不動産業においては 2 年度連続でリーマン・ショック以前より 0.1 ポイント以上マークアップが低下していた。

TFP については表 2 (b) にまとめられている。TFP は、コロナ禍においても半数程度の業種でコロナ禍以前より高い水準にあった。特に通信ではコロナ禍以前より 5% 前後高い生産性を記録しており、テレワークの拡大などに対応するために、生産性を高める活動が盛ん

コロナ禍における上場企業のマークアップと生産性

になっていたことが示唆される。他方で鉄道・バスはマークアップも低迷したが、TFPも大きく下がる結果となった。新型コロナの影響で人員配置に苦勞する業者も多かったと見られ、その影響がTFPにも反映されていたものと考えられる。

ただ、リーマン・ショック時にはほとんどの業種においてTFPの低下は見られておらず、医薬品や不動産業で3%程度の低下が生じたのが目につく程度である。それとの比較では、コロナ禍においては各業種の供給側にもある程度の悪影響が及んでいたともいうことができよう。

図3に示されたように、企業によってマークアップやTFPを上昇させたものもあれば、下落させたものがある場合、それらがどのような企業で生じていたのかによって、マクロ経済的な意味は異なる。マクロ経済のTFPは、各企業のTFPをその企業の売上高シェアでウェイト付けした加重平均として求められる。すると、もしTFPを上昇させている企業がシェアも拡大している場合、よりマクロ経済のTFPを押し上げることになる。別の見方をすれば、各企業のTFP上昇とシェアの拡大の相関を見ることで、マクロ経済における資源配分がどの程度効率的に変化しているかを探ることができる。

Barrero, Bloom, and Davis (2020) で論じられているように、コロナ禍は大規模な資源再配分効果を持っていた可能性が考えられる。資源再配分が経済をより効率的な方向に進めるものであれば、コロナ禍というショックにも正の面があったとも考えられる。そこで、マクロ経済のTFP上昇を分解する分析でしばしば用いられる共分散効果

$$\sum_i \Delta S_{it} \Delta \ln TFP_{it} \quad (10)$$

の大きさが、コロナ禍やリーマン・ショック時に他の時期と比べてどのような値であったのかを見ることにする。なお  $\Delta z_{it} \equiv z_{it} - z_{it-1}$  と定義している。

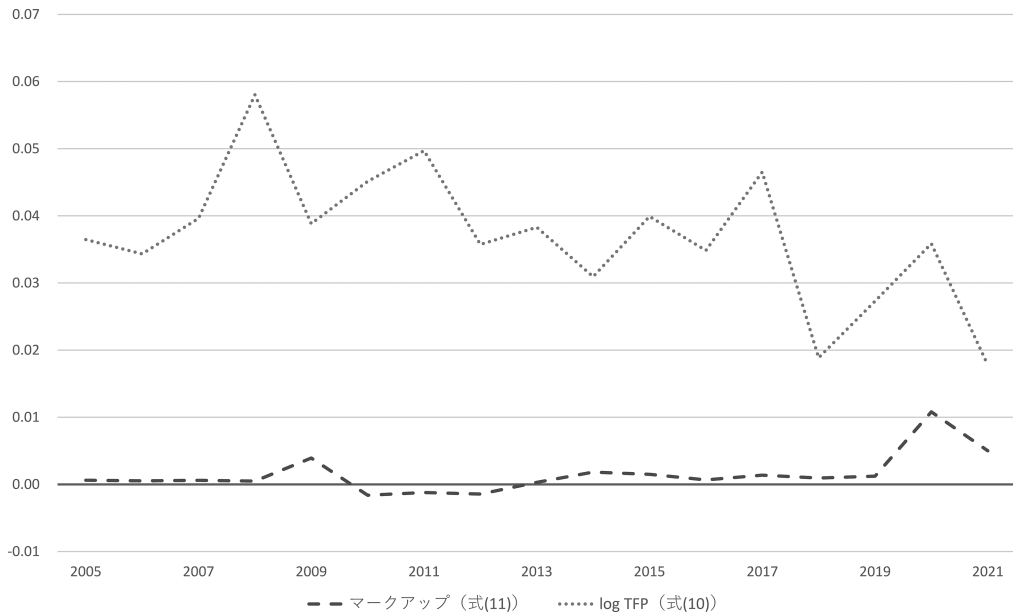
また同様に、シェアが拡大した企業の方がマークアップを伸ばしていたのかを確かめることもできる。マークアップについては、必ずしもその値が高くなることが効率的な資源配分を意味するわけではない。他方で、近年一部の「スーパースター企業」がマークアップを大幅に高めると同時に、シェアも伸ばしていることが、マクロ経済全体でのマークアップ上昇をもたらしている議論も盛んである<sup>6)</sup>。コロナ禍でのマークアップの変動（個々の企業レベルでは、平均的に下落）がそのような傾向を強める方向に働いていたのか、緩和する方向に働いていたのかは、改めて見るべき点であろう。そこでTFPと同様に共分散効果

$$\sum_i \Delta S_{it} \Delta \mu_{it} \quad (11)$$

を定義して、その大きさを追っていくこととする。

図4は、(10)、(11)のように計算された共分散効果をそれぞれ通時的に見たものである。まず顕著な点として、マークアップについては2009年および2020年に上方へのジャンプと

図 4 各年のマークアップと TFP における共分散効果の大きさ



もいべき変化が見られる。リーマン・ショックやコロナ禍においては平均的にはマークアップの下落が観察されているが、マークアップがむしろ上昇した企業はシェアを伸ばしており、資源再配分効果によってマークアップの低下が緩和されていたことになる。また、その効果はリーマン・ショック時よりもコロナ禍の方が大きかった。近年は情報技術やビッグデータの活用がマークアップを高める源泉となり、同時にそれらの活用に長けている企業は一段とシェアを高めることができ、さらに豊富なビッグデータを収集してマークアップとシェアの上昇を実現する、という動きがあるのではと指摘されている。コロナ禍のような大きなショックの中で、そのような企業間の差異がより明確に浮かび上がった可能性も考えられる。

TFP については共分散効果の年々の変動が大きく、マークアップほど顕著にコロナ禍やリーマン・ショックの影響を見て取れるわけではない。2008 年度と 2020 年度は共分散効果が強まったが、いずれも翌年にはまた落ち込んでいる。一時的により生産性を高めるような資源再配分が生じた可能性はあるが、それが持続したわけではないと考えられる。

#### 4. 研究開発投資との関連

ここまではコロナ禍の時点におけるマークアップや TFP の変化について見てきた。視点としては短期の分析といえる。TFP に比べるとマークアップの変化は顕著であったが、それでもそのような変化が見られるのは 1~2 年に限られていた。しかしコロナ禍やリーマ

ン・ショックの影響が短期的なものにとどまると結論するのは早計である。マークアップやTFPの変化は、企業の中長期的なパフォーマンスに結びつくであろう活動に影響する可能性があり、それを通じて影響が中長期にわたることもあり得る。

本稿ではこのようなチャネルとして、特に研究開発投資に着目する。長岡（2022）で論じられているように、イノベーションの多くは偶発的な成果というよりも、企業の意図的な研究開発投資によって生み出される<sup>7)</sup>。そしてマークアップの変化は、企業の研究開発投資にも影響する可能性がある。研究開発に成功した場合に新製品を投入する市場が、高いマークアップを享受できる場合、企業にとっては研究開発投資に積極的になるインセンティブが働く。その一方で、既に高いマークアップを享受している場合、敢えて新製品を投入して既存製品と共食い（cannibalization）を起こすのを避けたいと考えれば、研究開発投資のインセンティブは低いとも考えられる。実証的にはマークアップと研究開発の間には逆U字型の関係がある<sup>8)</sup>ことが知られており、その関係を単調なものとして見ることはできない。そのことも踏まえると、マークアップの低下が研究開発投資と正負どちらの相関を見せていたのかはどちらの可能性もある。ただ、いずれにせよ研究開発投資が低下した場合、イノベーションの累積性を踏まえると、その影響は長期的に他社より低い生産性につながりうる。従って、個々の企業については、コロナ禍やリーマン・ショックの影響が中長期にわたる可能性もあるといえる。

そのような問題意識から、まずそもそもコロナ禍やリーマン・ショックに企業の研究開発投資がどのように変化したのかを見ることにする。図5は研究開発投資の変化率 $\Delta r_{it}$ を、企業固定効果を考慮して年ダミーに回帰させたときの、各年ダミーの係数の推定値および95%信頼区間を描いたものである。 $r_{it}$ は研究開発投資（これのみ連結財務データから得ている<sup>9)</sup>）の対数値である。推定の標準誤差は、日経業種中分類でクラスタリングしたものをを用いている。

図5からは非常に明確な結果が得られており、研究開発投資の変化率は、リーマン・ショック時（2009年度）とコロナ禍（2020年度）において、またその2カ年においてのみ、有意にマイナスの値を取っている。各企業の平均的な研究開発投資変化率に対し、この2カ年は顕著に停滞していたことがうかがえる。

そこでこれらの時期において、特に研究開発投資を減らしていたのがどのような企業であるかが関心事となる。そこで

$$r_{it} = \alpha + \rho r_{i,t-1} + \beta_{MU} \Delta \mu_{it} + \beta_{TFP} \ln TFP_{it} + \gamma_1 SIZE_{it} + \gamma_2 AGE_{it} + \text{industryFE} + u_{it} \quad (12)$$

という式を用い、マークアップやTFPの変化（ここでは前年度からの変化ではなく、直前3年間という平常時からの）である $\Delta \mu_{it}$ や $\Delta \ln TFP_{it}$ と、研究開発投資の水準 $r_{it}$ とどのような関係にあったかを調べた。 $SIZE$ は企業規模であり、期末従業員数の対数値であわらさ

図 5 上場企業の研究開発費変化率の年次推移

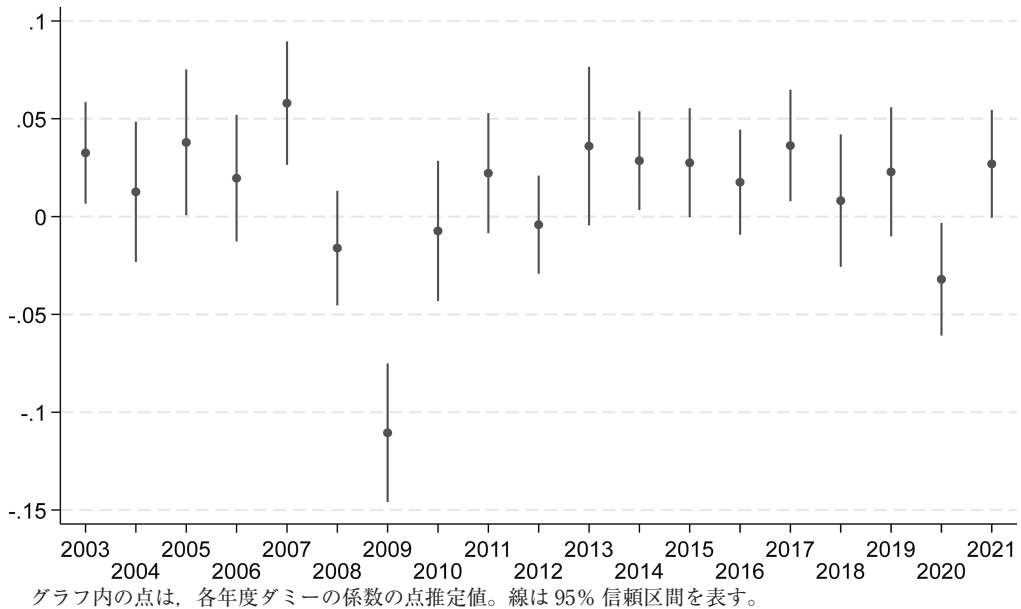


表 3 研究開発投資とマークアップ・TFP の変化

	[A]		[B]		[C]		[D]	
	係数	標準誤差	係数	標準誤差	係数	標準誤差	係数	標準誤差
前年度の研究開発費	0.932	0.014a	0.933	0.013a	0.930	0.014a	0.968	0.015a
マークアップの変化	0.184	0.102c	0.191	0.106c			-0.025	0.132
TFP の変化	0.458	0.704			0.518	0.690	-0.295	0.322
企業規模	0.096	0.021a	0.093	0.020a	0.100	0.021a	0.038	0.021c
企業年齢	0.000	0.001	0.000	0.001	0.000	0.001	-0.001	0.001
年度	2020		2020		2020		2009	
決定係数	0.967		0.968		0.966		0.960	
観測値数	1,531		1,571		1,540		1,636	

a : 1% b : 5% c : 10% 水準で有意。

標準誤差は分散不均一性頑健なもの。

いずれの推定にも日経業種小分類で定義された業種 FE が含まれる。

れる。AGE は企業年齢である。なお、推定の際には 2009 年度または 2020 年度という特定の年のサンプルのみを用いており、そのため誤差項  $u_{it}$  は企業固定効果を考慮したものとはなっていない。その代わりに、主要な企業属性として企業規模と企業年齢を考慮し、さらに日経業種小分類の業種固定効果をコントロールしている。

推定した結果は表 3 に示されている。これらはあくまでも相関を見たもので、因果を同定したものではないことに注意は必要だが、2020 年度の研究開発投資については、マークア

ップの変化の係数が有意に正となっている。すなわち、マークアップを低下させた企業は研究開発投資を手控えたという傾向にあったことが見て取れる。TFP については係数はプラスであるものの、有意なものではない。またこのような傾向は、コロナ禍における1つの特徴となっている。リーマン・ショック時（特に研究開発投資の減少を記録した2009年度）について同様に（12）式を推定したところ、マークアップの変化もTFPの変化も符号は負で有意ではない係数をとった。リーマン・ショック時には、マークアップの低下と研究開発投資の増減の間には、はっきりした相関は見られなかった。

## 5. 結語

本稿では日本の上場企業のデータを用い、マークアップとTFPという、企業のパフォーマンスを示す2つの指標を用いてコロナ禍の日本経済の状況を考察した。特にコロナ禍が始まった2020年度には、企業のマークアップが顕著に低下していた。ただその影響は2021年度に持ち越されはしなかった。TFPについては目立った変化が認められなかった。ただしマークアップやTFPの変化については企業間で大きな差異があり、業種によって状況は異なっていた。マークアップの変化については、共分散効果が大きくプラスになる形になったことも特徴的である。すなわちシェアを拡大した企業の方がマークアップを上昇させ、シェアが縮小した企業の方がマークアップを低下させる傾向が見られた。コロナ禍の上場企業間における資源再配分は、個別企業レベルでは平均的に低下していたマークアップを上昇させる方向に働いていたといえる。コロナ禍においてもマークアップを高めている企業は、研究開発投資も積極的に行う傾向も観察された。これは同様に大きなマクロ経済ショックであり、前述の様々な性質を共有するリーマン・ショック時には見られなかった現象である。

マークアップとTFPという2つの指標を通じて示された姿からは、コロナ禍を経て上場企業間のマークアップ格差が拡大する可能性が示唆された。すなわちコロナ禍ではマークアップを上昇させた企業へと資源の再配分が進み、しかもそのような企業の方が研究開発投資に積極的で、今後さらに生産性を高めるなどしてマークアップを上昇させることが考えられる。Nakamura and Ohashi (2019) や令和5年経済財政白書などで論じられているように、日本ではこれまで他の主要国に見られるようなマクロレベルで集計されたマークアップの持続的な上昇は見られなかった。その要因として、マークアップ上位企業でもマークアップが伸びない傾向が指摘されている。コロナ禍での現象が今後も続くのかは現時点で評価できないが、仮に今後日本におけるマークアップの傾向が他の主要国と同様になるとすると、コロナ禍の何が要因として働いたのか、さらに探求することが必要だろう。

なお、マークアップの上昇が経済厚生上どのような意味を持つかは、現段階では明らかにできていないことには注意が必要である。マークアップは、例えばイノベーションによって



同業他社より生産性の高い技術を有する場合にも高くなるが、それ以外に競争制限的な行為（カルテルなど）によっても高まる。前者であれば経済厚生の上昇につながるが、後者はむしろ経済厚生を悪化させる要因である。本稿で推定したマークアップからは、どのような要因が働いているのかを識別することはできない<sup>10)</sup>。その意味でも、マークアップに加えてTFPについても分析していくことは重要であろう。

## 注

- \* 本稿は、2022年度個人研究助成費 22-16 による研究成果の一部である。
- 1) この研究については、2020年8月に東京経済大学応用マイクロ経済学セミナーにおいて川口康平氏より報告された。
  - 2) 例えば2020年度について見ると、本稿で用いている単独決算の値だけでも合計で313.0兆円であり、令和3年経済センサスにおける調査対象事業所の売上高合計1693.3兆円の18.5%に相当する。
  - 3) 実際の計算では  $\varepsilon_{it}$  を  $\varepsilon_{it}$  の推定値  $\hat{\varepsilon}_{it}$  で置き換えている。
  - 4) コロナ禍の企業に対する影響について異質性が大きい点は、アメリカの小規模事業者のデータを分析した Bloom, Fletcher, and Yeh (2021) においても指摘されている。
  - 5) winsorization を行っているため、一方のデータセットには含まれるが、他方のデータセットからは除外されている企業も存在する。
  - 6) IMF (2019) は主要27カ国のデータから、集計されたマークアップ水準が2000~15年にかけて上昇していること、またその上昇は特にマークアップ上位10%の企業によって牽引されており、他の企業のマークアップはほとんど変化していないことを指摘している。De Loecker, Eeckhout, and Unger (2020) では、アメリカにおいてはそのような上昇傾向が1980年から見られ、やはりその傾向はマークアップ上位10%において見られるものであること、そしてそれら企業のシェアが拡大するという再配分効果が全体のマークアップを大きく押し上げていることを明らかにしている。
  - 7) この議論については、2023年3月に開催された東京経済大学応用マイクロ経済学セミナーにおいても、長岡貞男氏より報告されている。
  - 8) Aghion, et al. (2005)。
  - 9) 2010年代半ば頃から、研究開発費については単独決算では報告せず、連結決算のみで報告する企業が増えている。2020年度についてみると、連結決算では1,954社の研究開発費が得られるのに対し、単独決算では927社と連結決算の半分にも満たない。従って研究開発費については連結決算の値を用いることとする。
  - 10) 生産関数アプローチとは別に、企業が直面する需要関数を求め、企業間の競争に関する現実的な設定をおくことからマークアップを求める需要関数アプローチがある。大橋 (2021) は、マークアップが高い場合に、競争制限的な行為が影響しているかを明らかにするには需要関数アプローチが有用であると論じている。

参考文献

- Aghion, Philippe, Nick Bloom, Richard Blundell, Rachel Griffith, and Peter Howitt. 2005. "Competition and Innovation: An Inverted-U Relationship." *The Quarterly Journal of Economics* 120 (2): 701-728.
- Barrero, Jose Maria, Nicholas Bloom, and Steven J. Davis. 2020. "COVID-19 Is Also a Reallocation Shock." *Brookings Papers on Economic Activity* 2020, no. 2: 329-383.
- Bloom, Nicholas, Philip Bunn, Paul Mizen, Pawel Smietanka, and Gregory Thwaites. 2020. "The Impact of Covid-19 on Productivity." *National Bureau of Economic Research Working Paper Series No. 28233*.
- Bloom, Nicholas, Robert S. Fletcher, and Ethan Yeh. 2021. "The Impact of COVID-19 on US Firms." *National Bureau of Economic Research Working Paper Series No. 28314*.
- De Loecker, Jan, Jan Eeckhout, and Gabriel Unger. 2020. "The Rise of Market Power and the Macroeconomic Implications." *The Quarterly Journal of Economics* 135 (2): 561-644.
- De Loecker, Jan and Frederic Warzynski. 2012. "Markups and Firm-Level Export Status." *American Economic Review* 102 (6): 2437-71.
- Fairlie, Robert. 2020. "The Impact of COVID-19 on Small Business Owners: Evidence from the First Three Months after Widespread Social-Distancing Restrictions." *Journal of Economics & Management Strategy*, vol 29 (4): 727-740.
- IMF (The International Monetary Fund). 2019. *World Economic Outlook, April 2019: Growth Slowdown, Precarious Recovery*.
- Kawaguchi, Kohei, Naomi Kodama, and Mari Tanaka. 2021. "Small Business Under the COVID-19 Crisis: Expected Short- and Medium-Run Effects of Anti-Contagion and Economic Policies." *Journal of the Japanese and International Economies* 61: 101-138.
- Levinsohn, James, and Amil Petrin. 2003. "Estimating Production Functions Using Inputs to Control for Unobservables." *Review of Economic Studies*, 70 (2), 317-342.
- Miyakawa, Daisuke, Koki Oikawa, and Kozo Ueda. 2021. "Firm Exit during the COVID-19 Pandemic: Evidence from Japan." *Journal of the Japanese and International Economies* 59: 101-118.
- Nakamura, Tsuyoshi and Hiroshi Ohashi. 2019. "Linkage of Markups through Transaction," *RIETI Discussion Paper Series 19-E-107*.
- Nakamura, Tsuyoshi and Hiroshi Ohashi. 2022. "Japanese Firms' Markups and Firm-to-firm Transactions," *RIETI Discussion Paper Series 22-E-083*.
- 大橋弘. 2021. 『競争政策の経済学：人口減少・デジタル化・産業政策』日本経済新聞出版.
- 長岡貞男. 2022. 『発明の経済学：イノベーションへの知識創造』日本評論社.
- 中村豪. 2018. 「生産関数を用いたマークアップ率の計測に関する検証」*東京経大会誌（経済学）* 299 : 139-165.