

## 中小製造業における DX と持続可能経営

—Society 5.0 の提唱を視野に入れて—

足立 光生

### 概要

近年様々なデジタル技術が急速に発展し、社会インフラやビジネスに実装されつつある。現在、多くの企業は DX (Digital transformation、デジタルトランスフォーメーション) への取り組み過程にあり、中小企業とりわけ中小製造業も例外ではない。本稿では中小製造業の DX への取り組みを概観した後、そうした流れを加速化した可能性の一つとして 2016 年の Society 5.0 に着目して検証を行った。本稿では第 1 に、全産業、製造業、中小製造業の 3 つの区分において総資産回転率、労働生産性、労働分配率を検証した結果、Society 5.0 の提唱以降に、中小製造業において労働生産性が有意に向上したことを示唆した。それに基づいて第 2 に、中小製造業を業務内容に応じて 20 分類し、Society 5.0 の提唱以降の労働生産性に関するトレンド変化を分析した。第 3 に、因果推論の手法である Causal Impact を使って検証した結果、Society 5.0 の提唱が中小製造業の労働生産性を向上させた可能性を示唆した。このような検証結果をふまえ、本稿の最後には DX を通じた中小製造業の持続可能経営について論じた。

### はじめに<sup>1</sup>

わが国の製造業は大きな産業基盤を形成しており、現代においてもその地位に揺るぎはない。

また、わが国の製造業は大企業だけでなく、中小企業による製造業（以下、中小製造業）が中心的な役割を果たしており、中小製造業のきめ細やかな技術は海外からも高い評価を得ている。

ただし、現在において中小製造業は様々な課題に直面している。たとえば、熟練した業務経験を持つ人材の高齢化に伴って、新たな人材確保や技術承継の課題が挙げられる。そのような課題へのアプローチには持続可能経営 (Sustainable Management) ならびに社会全体の持続可能性 (sustainability) の視点が必要なことはいうまでもない。たとえば SDGs の Goal 8 に掲げられている Decent Work and Economic Growth の視野に立脚し、従業員が働き甲斐を持って付加価値の高い仕事に従事する視点が望まれる。

一見すると中小製造業において、従業員の過重労働を軽減して良質なワークライフバランスを確保する事と、現場における業務効率の改善を目指す事との両立は困難にみえる。ただし、近年急激に発展してきた AI 等の技術を活用して、DX (Digital transformation、デジタルトランスフォーメーション) へ取り組んでいく姿勢がその突破口となる可能性もある。そして、中小製造業が DX を志す場合、その柱となるのが IoT (Internet of Things) であろう。

2010 年代初頭にドイツで Industrie4.0 が提唱された事をきっかけとして、わが国においても中小製造業の生産現場で IoT 導入が検討されて

<sup>1</sup> 本研究については日本学術振興会・科学研究費助成事業（学術研究助成基金助成金・基盤研究（C）、課題番号 20K01896「持続可能な社会を真に実現する ESG 経営—新たな評価フレームワークの構築と提言—」）の助成を受けた。本稿における統計的検証とそれに伴う図表作成については「政府統計の総合窓口 (e-Stat)」のデータを基にしている。いうまでもなく本稿において万が一何らかの間違いがある場合は筆者の責任である。

いくようになる。たとえば工場内部の製造設備に着目した場合、IoTの一つの形態として、製造設備に新たな改造を施すのではなく、製造設備の外側から情報を収集する試みが挙げられる。そうした発想の背景にはクラウドの活用、各種汎用センサの価格低下、ならびに良質のボードコンピュータが低価格で普及したこと等が挙げられる（第1節）。様々なコスト負担に苦しむ中小製造業にとっても既存の製造設備を廃棄することなく、それらを有効に活用してソリューションにつながる姿勢は、改革への後押しとなり、持続可能経営につながる可能性もある。

さて、このような中小製造業のDXへの取り組みについて、本稿が一つの軸として着目するのが、2016年1月の科学技術基本計画（第5期科学技術基本計画）発表に伴うSociety 5.0の提唱である。こうした政府による提唱は、全国のあらゆる規模の企業に直接訴えかけるものであり、それまでDXへの関心が薄かった中小製造業においてもDXを深く意識するきっかけとなった可能性も否定できない。

そのような視点に立脚し、本稿は以下のように構成されている。

第1節では中小製造業におけるDXの取り組みについて概観する。第2節では、予備的考察として3つの経営指標を導入し、その基礎統計ならびに簡単な視覚的検証を行う。第3節では、Hodrick-Prescott フィルタを使って中小製造業の労働生産性のトレンドを抽出して検証を行う。また同様に、中小製造業を20分類し、それぞれに対して労働生産性に関するトレンドの変化を分析する。第4節では、因果推論の方法として近年使用されているCausal Impactを使い、Society 5.0の提唱が中小製造業に及ぼした影響について検証する。以上をふまえて、本稿の終わりには中小製造業の持続可能経営に向けた考察を行う。

## 1. 中小製造業の生産現場におけるDX

DXの概念はStolterman and Fors (2004)等によって2000年代初頭に提唱された。その後AI (Artificial Intelligence) をはじめとする様々な基盤技術の進展を背景として、2010年代にビジネス界で注目されるようになる。現代のDXは業界や業務内容によって様々であるために一律的に定義することは難しいが、それでも従来における業務のデジタル化とは明らかに目的が異なる。DXには、その終盤において従来の業務プロセスがすっかり変更されるという強いニュアンスが含まれているからだ。また、Saldanha (2019) が示唆するように、企業にとってDXへの取り組みが必ずしも実りある改革につながるとは限らない。

そもそも中小製造業と一口にいっても、その現場は生産、設計、管理、営業等多岐にわたる。ただし中小製造業の中核にある生産現場に着目すれば、DX推進の旗振り役はIoTであることに間違いはない。IoTの定義も時代によって様々に変遷しているが、2010年代にIoTの後ろ盾となったのがAIを源流とする新しい技術であった。そうした技術の要素については以下のように、データ解析の技術、データ収集の技術の2点に大きく分類できる。

### 1.1 IoTにおけるデータ解析の技術

2010年代になると、中小製造業においてもIoTに取り組む状況が大きく報道されていく。そうした背後には、2000年代後半にAIに関わる基盤技術が急速に進展したことがあげられる<sup>2</sup>。それ以降も現在に至るまでAI関連技術は急激に改良が続けられ、画像認識の向上をはじめとして音声、文字に対する認識能力の向上は産業界に大きな貢献をもたらした。たとえば中小製造業の製造現場においては目視等での状況判断が欠かせないため、AIの画像認識技術の向上<sup>3</sup>は生産現場での生産性向上に深く寄与

<sup>2</sup> 従来AIとして着目されてきた一つとしてニューラルネットワーク(Neural Network)が挙げられる。ニューラルネットワークは人間の脳の働きを数理化したモデルであり、線形の構造と非線形の構造を巧みにつなぎあわせたネットワーク上で対象の特徴を学習させ、対象の分類や予測等に適用される。このようなニューラルネットワークに対してHinton et al. (2006)等が改良して深層学習(Deep Learning)へ発展させたことが、AIの進展を速めたと考えられる。

<sup>3</sup> 画像認識の精度向上には一例としてKrizhevsk et al. (2012)等によって開始されたCNN(Convolutional Neural Network)の貢献が大きい。CNNでは畳み込み作業を行いながら学習対象の特徴を深く引き出すことで画像認識の精度を向上させた。

することが考えられる。ただし深層学習が登場した直後の2000年代後半においては、このようなAI技術の実装は企業各自で行うことが一般的であり、そのことは中小製造業に大きな負担となる。たとえば中小製造業が現場にAI技術を実装するために高度な演算処理能力をもつコンピュータを導入したり、大量の学習データを確保したりすることはコスト負担となる。そして何よりも、これまでも人材確保に苦しんできた中小製造業にとって、新しい技術に対応できる人材確保こそ大きな追加負担となる。

ただし2010年代になると、大手プラットフォームのクラウド活用が中小製造業を含む企業の間で急激に高まる。それと同時にクラウドの提供するAIサービスの活用が目されるようになり、AIに関する技術の実装は自社開発ではなく、クラウドのAIサービスを通じた実装へ移行する<sup>4</sup>。たとえば中小製造業の製造現場で得られた大量のデータは広域ネットワークを通じてクラウドへ送られ、クラウドのAIサービスによってデータの形状に紐づけられたソリューションが提供される。このことは、AIの実装やそれに伴う人材確保へのコスト捻出の難しかった中小製造業にとって、最新のAI技術を手軽に扱うことで業務効率化を図るとともに、従業員の労働環境改善に寄与すると考えられる<sup>5</sup>。また、現場のデータを保管する場所についても、従来の自社サーバにおける社内での保管からクラウドでの保管に移行していく潮流にある。

## 1.2 IoTにおけるデータ収集の技術

次に、中小製造業の生産現場におけるデータ収集の技術について概観する。

たとえば、製造設備の稼働状況が生産体制において重要な意味を持つ場合を考えてみる。かりに製造設備が従来型であり、自身の稼働状況を把握してその情報を発信するように設計されていない場合には、現場の従業員によって稼

働状況を目視等で監視するか、あるいは一歩進んで製造設備に備え付けられたPLC等からログデータを抽出して情報を解析すること等が考えられる。そのようなことから、より高度な情報を収集する必要に迫られた場合は、設備を増設して対応したり、あるいは設備をまるごと新しいものに入れ替たりすることが一般的であった。

それに対してIoTを活用した一つのアプローチとして、現状の製造設備を改変することなく、現場での付加的な情報収集を製造設備の外側から行うことが挙げられる。たとえば、汎用センサを小型のボードコンピュータと組み合わせることでハンドメイドのデバイスを構築しながら、現場でのデータを収集する試みである。このようなスマートファクトリーに向けた取り組みが2010年代に中小製造業で加速化した<sup>6</sup>が、そこには大量生産によるセンサの低価格化と良質なボードコンピュータの普及が背景として挙げられる。特にボードコンピュータに関してはRaspberry Pi等の良質で低価格のボードコンピュータの普及が大きな後押しとなった<sup>6</sup>。Raspberry PiはRaspberry Pi財団が提供する教育用コンピュータであり、GPIO端子に(あるいはGPIO端子に接続したブレッドボード上に)センサを接続することによって簡単にデータ収集に必要なデバイスを構築することが可能である。このような取り組みは中小製造業においても、データ収集のためのシステム構築においてコストを抑え、効率的と考えられる。

さらに、IoTの活用に注目が集まるなか、発想にもユニークなものが展開されていくことになる。たとえば、従来の設備の計器類の表示内容に対して直接的にセンサを向け、情報を読み取る試み等である<sup>7</sup>。このように実務的な利便性を重視し、既存設備を最大限まで活用する姿勢がIoTの一つの意義と考えられる。新規設備へのリプレースメントの濫用は大量の廃棄物を生み、自然環境に負の影響を与えかねない。中小製造業のIoTを使ったDXへの取り組みは現場における業務効率の改善だけでなく、環境保

<sup>4</sup> 企業によっては従来の環境とクラウドを結合するハイブリッドクラウドへの移行となった。

<sup>5</sup> ただし、製造業の現場から採取されるデータは特殊性があり、一般的なコグニティブサービスで対応できない場合も多い。その場合は独自のモデル構築が必要となる。一方、これらに対しても近年ではクラウドによる機能提供がきめ細やかになっている。

<sup>6</sup> IoTにおけるRaspberry Piの意義については、たとえばJohnston & Cox (2017)等を参照せよ。

<sup>7</sup> たとえば横田 & 大原 (2021)では、通常は目視で確認される制御盤の表示値に対して、直接的に画像認識させる事例が紹介されている。

護につながり、持続可能経営へと進展していくことが考えられる。

### 1.3 政府による Society 5.0 の提唱

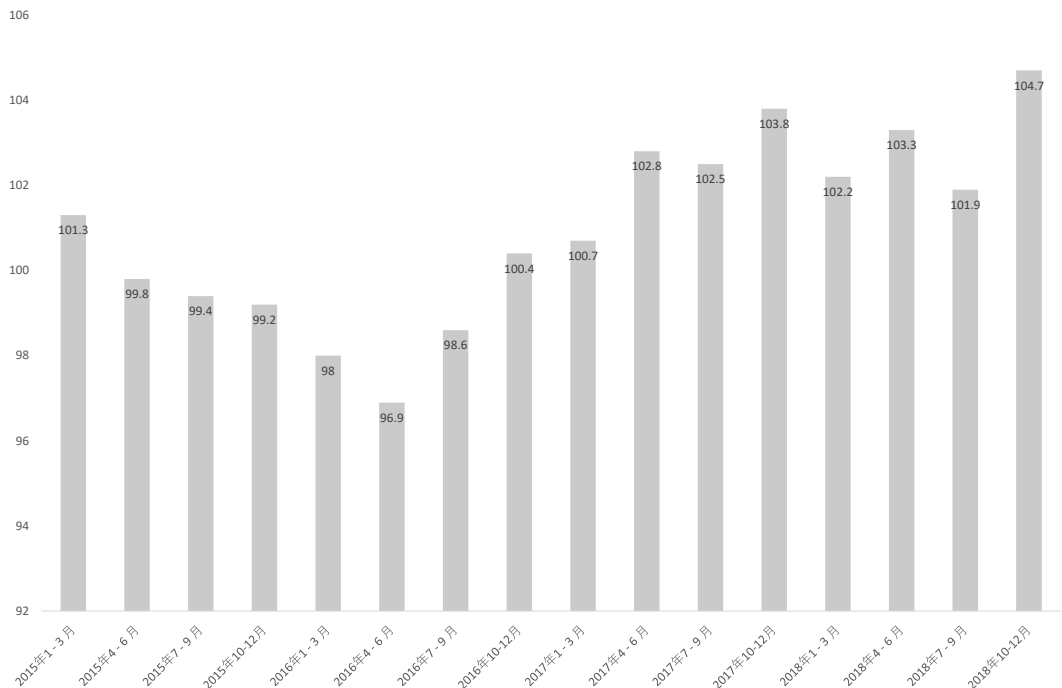
以上のように中小製造業が DX へ取り組むことは、業務効率を改善するだけでなく、環境への負荷を軽減することで中小製造業の持続可能経営につながる可能性が高い。ただし、いうまでもなくすべての中小製造業が IoT を導入して DX へ取り組むわけではない。あくまでも DX を志向する企業は一部であり、取り組みを全く行わない企業も高い割合で存在する。また、かりに DX に取り組む場合でも、取り組み開始時期も各社異なる。さらに中小製造業が系列の下請け等にある場合、自らが改革を主導することが難しいケースもある。このようなことを加味すれば、何らかの外部要因、たとえば政府による世の中全体に向けた DX への推奨といった精神的な後押しが必要とされる。

そこで本稿が着目するのが、2016 年 1 月 22 日に内閣府より公表された科学技術基本計画（第 5 期科学技術基本計画）であり、「超スマート社会」を実現するための Society 5.0 の提唱である。Society 5.0 とは、AI や IoT 等の新しい技術を産業や社会に取り入れることにより実現する新たな Society を意味している。そこには「新しい価値やサービス、ビジネスが次々と生まれる仕組み作り」が目指されている（URL1）。

このような Society 5.0 提唱がわが国の産業に与えた影響は各所にうかがい知れる。たとえば図表 1 は（あくまでもわが国全体の製造業を対象としたものであって中小製造業を対象としたものではないが）近年の製造工業稼働率指数（季節調整済み）である（URL2）。製造工業稼働率指数とは、製造工業の設備の稼働状況について、生産量と生産能力の比から指数化したものである。

図表 1 から 2016 年の第 2 四半期以降、わが国の製造工業稼働率指数が急に上昇している。このような製造工業稼働率指数の向上には、数

図表 1 製造工業稼働率指数（季節調整済み）



（令和 3 年度 年次経済財政報告を基に筆者作成）

か月の遅れはあるものの、Society 5.0の提唱が影響した可能性もうかがえる。ただし、製造工業稼働率指数が対象としているのは中小製造業だけではない。そこで以降では、中小製造業の各種データも含めて、Society 5.0の提唱が中小製造業に影響を及ぼした可能性について検証を行う。

## 2. 対象データの基礎統計

本節では、Society 5.0の提唱が中小製造業に及ぼした影響について検証を行うためのデータを整理する。

本稿が今回対象とするのは、資本金1,000万円以上1億円未満の中小製造業である。このような中小製造業は、一般的な中小製造業の定義のなかでも小規模に分類される<sup>8</sup>。前節でも述べたように、IoTの導入が極めて低いコストで可能なことを考えれば、小規模の企業にこそ恩恵が高いとも考えられる。

また、規模や業態に関しても比較を行うため、中小製造業だけでなく「全産業(全規模)」、「製造業(全規模)」、そして「中小製造業」の3つのパターンに分けて考察を行う。

### 2.1 対象とする指標

Society 5.0の提唱が中小製造業へのDXへ向けた取り組みを促し、かつそれが適切なものであれば企業経営の改善につながるはずである。そこで本稿では、〈1〉設備の有効活用、〈2〉労働生産性、〈3〉従業員への還元の3点に着目した。

本節では上述の〈1〉から〈3〉について企業の財務指標から検証を行う。最初に〈1〉に関しては総資産回転率を使って検証する。総資産回転率は、企業が総資産を有効に活用している事を検証する指数であり、売上高を総資産で割

ることで得られる。次に〈2〉の労働生産性については様々な計測方法があるが、簡易な方法としては一人当たり営業利益が挙げられる。一人当たり営業利益は営業利益を従業員数で割ることで得られる(本稿の労働生産性の単位に関しては100万円単位となっている)。最後に〈3〉に関しては、事業活動によって生み出した利益を人件費に分配した割合を確認するものであり、人件費を売上総利益<sup>9</sup>で割った労働分配率で検証を行う。これらについては財務省による法人企業統計調査(URL3)をもとに、四半期ベースで作成する。

### 2.2 対象データの基礎統計量1(2010年4-6月期から2022年1-3月期の12年間)

最初にデータの採取期間については、2010年4-6月期から2022年1-3月期までの12年間のデータ、すなわち48期間のデータについて考える。これらの期間について図表2に総資産回転率の推移と基礎統計、図表3に労働生産性の推移と基礎統計(2010年4-6月期から2022年1-3月期)、図表4に労働分配率の推移と基礎統計を、全産業(全規模)、製造業(全規模)、中小製造業ごとに掲載している。

また、Society5.0の提唱のインパクトを簡易に検証するために、その期間を2つに区分した。具体的には、Society5.0の提唱を含む6年間すなわち24期間(2010年4-6月期から2016年1-3月期)と、Society5.0の提唱以降の6年間すなわち24期間(2016年4-6月期から2022年1-3月期)に区分し、それぞれの指標の基礎統計をとった上で比較する。さらにSociety5.0の提唱のインパクトを簡易に検証するためにそれぞれの平均値の比較を行うとともに、平均値の差について検定を行う。ここではWelchのt検定ならびにWilcoxon rank sum testの方法論の異なる2つの検定を採用している<sup>10</sup>。

<sup>8</sup> ちなみに中小企業基本法では、製造業を営む中小企業者の範囲を資本金の額又は出資の総額が3億円以下の会社並びに常時使用する従業員数が300人以下の会社及び個人と定義している。また、特にそのなかでも常時使用する従業員数が20人以下の会社及び個人を小規模企業者としている(中小企業基本法第2条第1項)。

<sup>9</sup> 売上高から売上原価を引いて求める。

<sup>10</sup> Welchのt検定はパラメトリック検定、Wilcoxon rank sum testはノンパラメトリック検定である。

平均値の差について検定結果を参照しながら、図表 2-2、図表 3-2、図表 4-2 をみると以下が確認できる。

図表 2-2 の総資産回転率の基礎統計は、6 年間の前後比較を行った場合、全産業（全規模）、製造業（全規模）、中小製造業のいずれにおいても有意に平均値が低下していることを示唆している。この結果からは Society5.0 の提唱以降、総資産の有効活用が進んでいない。

図表 3-2 の労働生産性の基礎統計からは、全産業（全規模）、製造業（全規模）、中小製造業いずれにおいても有意に平均値が上昇している。

図表 4-2 の労働分配率においては、検定結果は前 2 つの結果と比べると若干低いものの全産業（全規模）、製造業（全規模）、中小製造業いずれにおいても平均値が低下している。ここでの検証によれば、総資産回転率と同様、Society5.0 の提唱以降に従業員への還元が進んだとはいえない結果となった。

以上のことをまとめると、Society5.0 の提唱以降、産業（全規模）、製造業（全規模）、中小製造業いずれにおいても労働生産性が向上した可能性があり、検証対象として労働生産性に着目する必要があることがわかる。ただし、これらの検証は Society5.0 の提唱を境に 12 年間で 2 つに分けたにすぎず、その他の世の中の動向についても考慮に入れる必要がある。図表 2-1 の総資産回転率の推移、図表 3-1 の労働生産性の推移から、対象期間の前半の部分では 2011 年の東日本大震災による生産体制の毀損等、後半の部分では 2020 年の新型コロナウイルス感染拡大による生産体制への影響を考慮に入れる必要があると考える。

### 2.3 対象データの基礎統計量 2（2013 年 4-6 月期から 2019 年 1-3 月期の 6 年間）

上述の検証結果から、次にデータ採取期間を「2013 年 4-6 月期から 2019 年 1-3 月期」に短縮して検証を行う。また、同じように Society5.0 の提唱を基準とするものの、データ採取期間を短縮して前後 3 年間すなわち 12 期間における前後比較を試みた。すなわち Society5.0 の提唱を含む 12 期間（2013 年 4-6 月期から 2016 年

1-3 月期）と、Society5.0 の提唱以降の 12 期間（2016 年 4-6 月期から 2019 年 1-3 月期）についてそれぞれの平均値の比較を行うとともに、平均値の差について検定を行う。ここでも同様に、Welch の  $t$  検定ならびに Wilcoxon rank sum test の 2 つの検定を採用した。これらの基礎統計量については、総資産回転率、労働生産労働分配率の順に基本統計量を図表 5 に掲載している。

図表 5 の平均値の差の検定結果よりあらためて以下のことがいえよう。

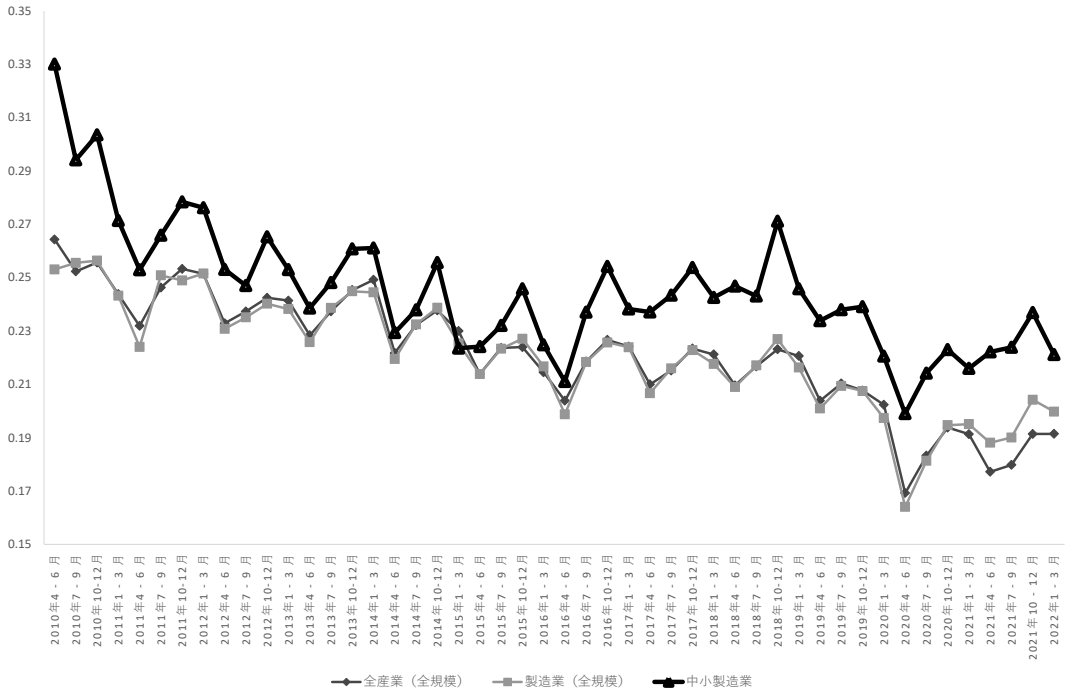
最初に、総資産回転率の基礎統計において 3 年間の前後比較を行った場合、全産業（全規模）と製造業（全規模）において総資産回転率が減少しているのに対して、中小製造業のみ総資産回転率が上昇している。これは 6 年間の前後比較を行った場合、全産業（全規模）、製造業（全規模）、中小製造業いずれにおいても低下している点と異なる点に注目すべきであろう。ただし、平均値の差の検定については有意とはいえない。この点についても考慮の必要がある。

次に、労働生産性の基礎統計から、先に見た 6 年間の前後比較と同様に、全産業（全規模）、製造業（全規模）、中小製造業いずれにおいても上昇していることがうかがえる。また、3 年間の前後比較を行った場合、全産業（全規模）、製造業（全規模）に比して中小製造業に有意な増加が見られる点、ならびに検定においても帰無仮説を有意に棄却していることにも注目すべきであろう。Society5.0 の提唱以降、このように中小製造業を中心に労働生産性が高まっていることについては前の検証と同様であり、次節以降であらためて検証する。

さらに労働分配率の基礎統計からは、先に見た 6 年間の前後比較と同様に全産業（全規模）、製造業（全規模）、中小製造業いずれにおいても下降していることがわかる。しかも中小製造業の下落幅が最も高い点にも注目すべきであろう。

図表2 総資産回転率の推移と基礎統計 (2010年4-6月期から2022年1-3月期)

2-1 推移



2-2 基礎統計

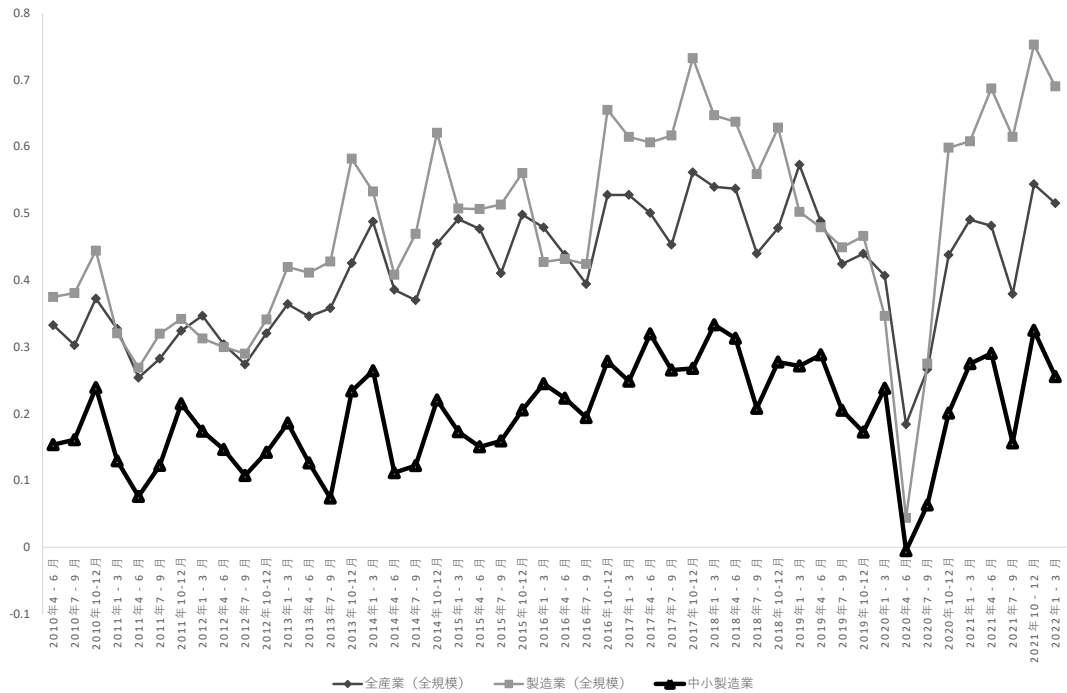
	全産業 (全規模)	製造業 (全規模)	中小製造業
<i>(2010年4-6月期 ~ 2022年1-3月期)</i>			
Mean	0.221371012	0.221049027	0.245525022
Std. Dev.	0.022401381	0.02104093	0.024552564
Minimum	0.169215721	0.164028424	0.199025488
Maximum	0.264333435	0.256372676	0.33009768
Kurtosis	-0.37047262	-0.134408624	2.228710481
Skewness	-0.349279983	-0.345774527	1.106025313
Observations	48	48	48
<i>(前後比較1 : 前後6年)</i>			
<i>(2010年4-6月期 ~ 2016年1-3月期)</i>			
Mean	0.237966834	0.236617458	0.257209252
Std. Dev.	0.013177733	0.012726564	0.02619568
Observations	24	24	24
<i>(2016年4-6月期 ~ 2022年1-3月期)</i>			
Mean	0.20477519	0.205480596	0.233840792
Std. Dev.	0.016643831	0.015391442	0.016147422
Observations	24	24	24
diff. of mean	-0.033191644	-0.031136862	-0.02336846
<i>&lt;検定&gt;</i>			
Welch t	7.6596 ***	7.6378 ***	3.7202 ***
p値	1.31E-09	1.26E-09	0.000637
Wilcoxon rank sum	550 ***	548 ***	456 ***
p値	7.27E-10	1.14E-09	0.0003598

注: \*\*\* は 1% 水準、\*\* は 5% 水準、\* は 10% 水準で統計的に有意であることを示している

図表 3 労働生産性の推移と基礎統計（2010年4-6月期から2022年1-3月期）

3-1 推移

【単位：百万円】



3-2 基礎統計

【単位：百万円】

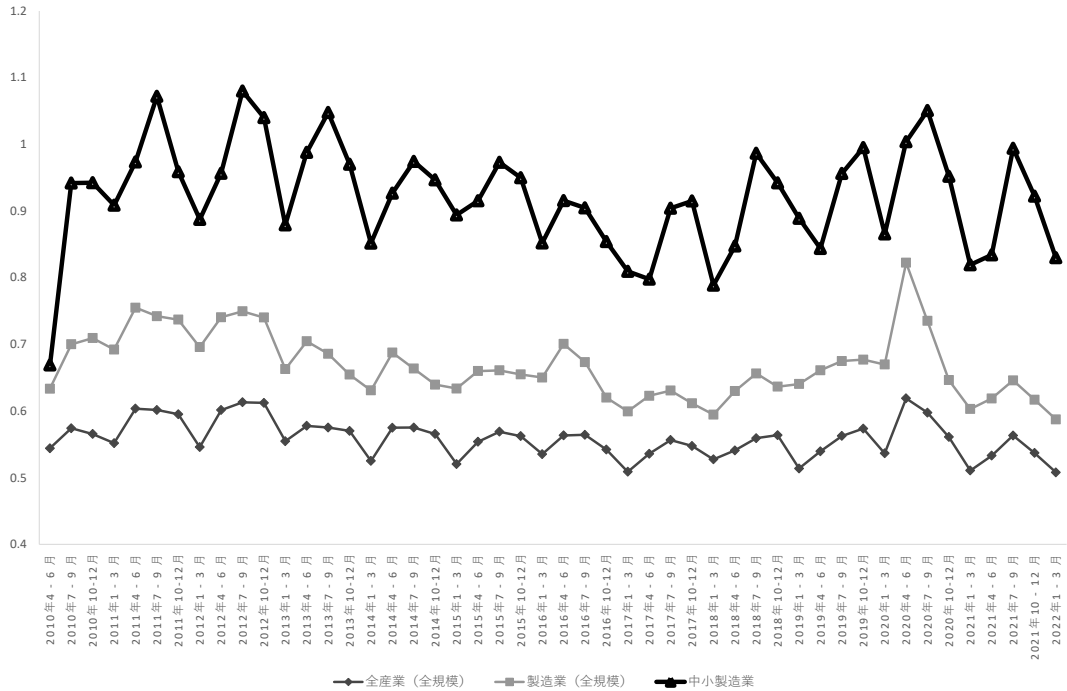
	全産業 (全規模)	製造業 (全規模)	中小製造業
<i>(2010年4-6月期 ~ 2022年1-3月期)</i>			
Mean	0.416931805	0.482127171	0.200118694
Std. Dev.	0.092693873	0.1464617	0.076358642
Minimum	0.184185043	0.044149475	-0.004960798
Maximum	0.572713004	0.752483466	0.333133113
Kurtosis	-0.592172069	0.190937077	-0.236465112
Skewness	-0.368556289	-0.385195827	-0.355660279
Observations	48	48	48
<i>(前後比較1：前後6年)</i>			
<i>(2010年4-6月期 ~ 2016年1-3月期)</i>			
Mean	0.374440612	0.419961483	0.16416955
Std. Dev.	0.074667989	0.099478696	0.052881722
Observations	24	24	24
<i>(2016年4-6月期 ~ 2022年1-3月期)</i>			
Mean	0.459422998	0.544292859	0.236067838
Std. Dev.	0.090634256	0.160852436	0.080132732
Observations	24	24	24
diff. of mean	0.084982386	0.124331376	0.071898288
<i>&lt;検定&gt;</i>			
Welch t	-3.5453 ***	-3.2205 ***	-3.6687 ***
p値	0.0009383	0.002608	0.0007132
Wilcoxon rank sum	120 ***	122 ***	106 ***
p値	0.0003598	0.0004295	9.62E-05

注：\*\*\*は1%水準、\*\*は5%水準、\*は10%水準で統計的に有意であることを示している



図表4 労働分配率の推移と基礎統計(2010年4-6月期から2022年1-3月期)

4-1 推移



4-2 基礎統計

	全産業 (全規模)	製造業 (全規模)	中小製造業
<i>(2010年4-6月期 ~ 2022年1-3月期)</i>			
Mean	0.558949	0.667836607	0.92116557
Std. Dev.	0.028155	0.049511522	0.081038743
Minimum	0.507794	0.587319665	0.668929174
Maximum	0.618858	0.822342363	1.079883086
Kurtosis	0.212525	0.814403086	-0.431168339
Skewness	0.111064	0.235022699	0.410953912
Observations	48	48	48
<i>(前後比較1 : 前後6年)</i>			
<i>(2010年4-6月期 ~ 2016年1-3月期)</i>			
Mean	0.569417	0.68678677	0.941531953
Std. Dev.	0.025868	0.04063473	0.084748569
Observations	24	24	24
<i>(2016年4-6月期 ~ 2022年1-3月期)</i>			
Mean	0.548482	0.648886444	0.900799186
Std. Dev.	0.026871	0.05107581	0.07329476
Observations	24	24	24
diff. of mean	-0.02093	-0.037900326	-0.040732768
<b>&lt;検定&gt;</b>			
Welch t	2.7496 ***	2.8448 ***	45.063 *
p値	0.008503	0.006733	0.08166
Wilcoxon rank sum	424 ***	443 ***	385 **
p値	0.004501	0.001084	0.04592

注: \*\*\*は1%水準、\*\*は5%水準、\*は10%水準で統計的に有意であることを示している

図表 5 基礎統計 (2013年4-6月期から2019年1-3月期)

	全産業 (全規模)	製造業 (全規模)	中小製造業
<b>総資産回転率</b>			
Mean	0.223795745	0.22291312	0.241933426
Std. Dev.	0.010986498	0.011307923	0.013832455
Minimum	0.203849542	0.198774073	0.211035038
Maximum	0.249199238	0.244889085	0.271165093
Kurtosis	0.335627219	0.169598498	0.144993979
Skewness	0.578980207	0.210108138	-0.078304797
Observations	24	24	24
(前後比較2：前後3年) (2013年4-6月期 ~ 2016年1-3月期)			
Mean	0.229836943	0.229235806	0.240164414
Std. Dev.	0.01116127	0.010534634	0.014010915
Observations	12	12	12
(2016年4-6月期 ~ 2019年1-3月期)			
Mean	0.217754547	0.216590433	0.243702438
Std. Dev.	0.006941006	0.00831643	0.014033329
Observations	12	12	12
diff. of mean	-0.012082395	-0.012645373	0.003538025
<b>&lt;検定&gt;</b>			
Welch t	3.1844 ***	3.2637 ***	-0.61805
p値	0.005029	0.003732	0.5429
Wilcoxon rank sum	118 ***	118 ***	62
p値	0.006812	0.006812	0.5899
<b>労働生産性</b>			
Mean	0.464653948	0.542462617	0.220290617
Std. Dev.	0.064518976	0.092646624	0.069717239
Minimum	0.345794201	0.407953115	0.073884306
Maximum	0.572713004	0.732366918	0.333133113
Kurtosis	-0.8168986	-0.99519887	-0.596721126
Skewness	-0.221389466	0.068032972	-0.396757382
Observations	24	24	24
(前後比較2：前後3年) (2013年4-6月期 ~ 2016年1-3月期)			
Mean	0.431862463	0.497136095	0.17389382
Std. Dev.	0.056501205	0.070026306	0.060019616
Observations	12	12	12
(2016年4-6月期 ~ 2019年1-3月期)			
Mean	0.497445433	0.58778914	0.266687415
Std. Dev.	0.05626161	0.092525064	0.043171479
Observations	12	12	12
diff. of mean	0.065582969	0.090653046	0.092793595
<b>&lt;検定&gt;</b>			
Welch t	-2.8492 ***	-2.7063 **	-4.3478 ***
p値	0.009329	0.01341	0.0003127
Wilcoxon rank sum	30 **	31 **	13 ***
p値	0.01449	0.01727	0.0002744
<b>労働分配率</b>			
Mean	0.551095177	0.647530245	0.910074751
Std. Dev.	0.020933645	0.029242658	0.065567119
Minimum	0.508715663	0.594565704	0.78864672
Maximum	0.577610324	0.704509604	1.047698008
Kurtosis	-0.833200413	-0.350826829	-0.355349177
Skewness	-0.593621964	0.221707681	-0.111579268
Observations	24	24	24
(前後比較2：前後3年) (2013年4-6月期 ~ 2016年1-3月期)			
Mean	0.538644249	0.660453531	0.940676618
Std. Dev.	0.020523155	0.022428227	0.056918764
Observations	12	12	12
(2016年4-6月期 ~ 2019年1-3月期)			
Mean	0.543546104	0.634606958	0.879472885
Std. Dev.	0.019254468	0.030341255	0.060876551
Observations	12	12	12
diff. of mean	-0.015098145	-0.025846574	-0.061203733
<b>&lt;検定&gt;</b>			
Welch t	1.8585 *	2.373 **	2.544 **
p値	0.07658	0.02764	0.01853
Wilcoxon rank sum	107 **	113 **	112 **
p値	0.0449	0.01727	0.02049

注：\*\*\*は1%水準、\*\*は5%水準、\*は10%水準で統計的に有意であることを示している

### 3. 労働生産性のトレンドに関する分析

#### 3.1 Hodrick-Prescott フィルタによる検証

これまでの基礎統計による調査から、全産業(全規模)、製造業(全規模)、中小製造業を通じて Society5.0 の提唱以降、労働生産性については有意に増加しており、なかでも中小製造業が最も影響を受けていることが判明した。そこで本節では中小製造業の労働生産性に着目し、トレンドの変化の状況について検証する。ここでは Hodrick-Prescott フィルタ (Hodrick and Prescott, 1997) を使用して、トレンド抽出を試みる<sup>11</sup>。

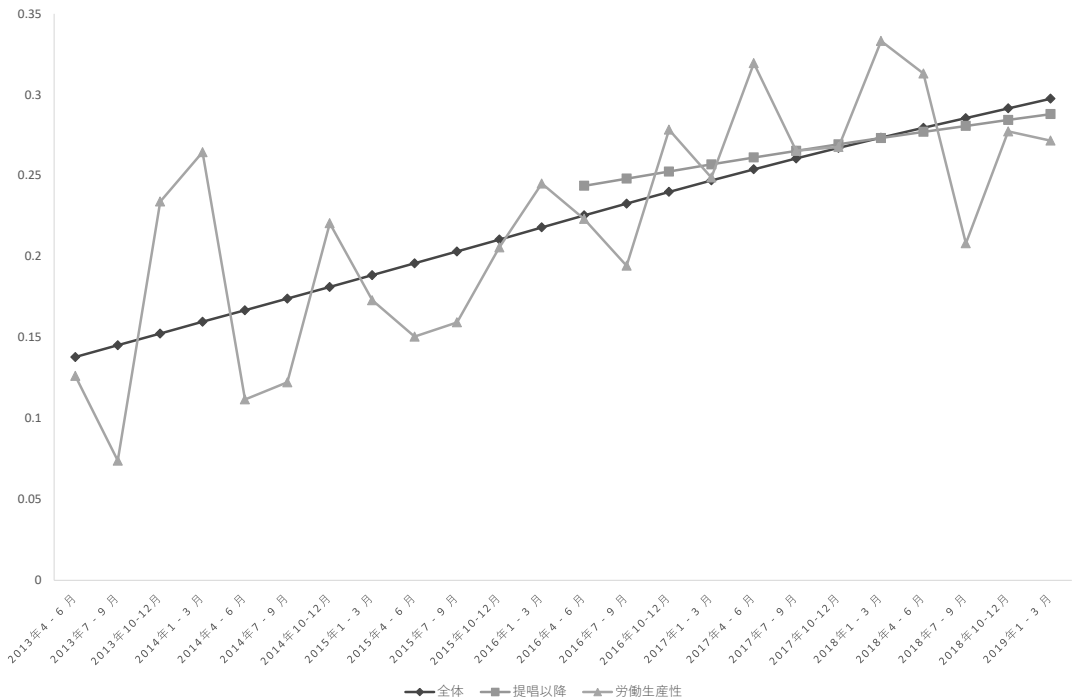
具体的には中小製造業の労働生産性について、2.3 と同じ期間を対象として、Society5.0 の

提唱を含む全体の 24 期間(2013 年 4-6 月期から 2019 年 1-3 月期)と、Society5.0 の提唱後の 12 期間(2016 年 4-6 月期から 2019 年 1-3 月期)についてそれぞれのトレンドを抽出した(図表 6)。

図表 6 から、最初に 2013 年 4-6 月期から 2019 年 1-3 月期の全体の 24 期間のトレンドは上昇基調であることがわかる。次に、Society5.0 の提唱後の 12 期間(2016 年 4-6 月期から 2019 年 1-3 月期)についても、トレンドは上昇基調である。ただし、2018 年になると Society5.0 の提唱後の 12 期間のトレンド基調は低下し、全体の 24 期間のトレンドに抜かれている。

以上のことから、Society5.0 の提唱が中小製造業の労働生産性に影響を及ぼしたとしても一時的であり、長期にわたるものでない事がうかがえる。

図表 6 中小製造業の労働生産性と Hodrick-Prescott フィルタによるトレンド抽出



<sup>11</sup> 対象とする時系列を  $S_t$  とした場合、 $S_t = A_t + B_t$  といったようにトレンド成分  $A_t$  とサイクル部分  $B_t$  に分解する。Hodrick-Prescott フィルタのスムージングパラメータ  $\lambda$  については四半期データであるため 1600 として、 $1600 \sum_t (\Delta A_t - \Delta A_{t-1})^2 + \sum_t (B_t)^2$  を最小とすることでトレンドを抽出する。

### 3.2 中分類毎のトレンド変換の検証

中小製造業と一言にいても業務内容は様々であり、生産現場をとってみても DX への対応は異なるものと考えられる。そこで次に、中小製造業の労働生産性について業務の種類に区分して検証を行う。本稿ではその区分として中小製造業の中分類を採用した。具体的には食料品製造業、繊維工業、木材・木製品製造業、パルプ・紙・紙加工品製造業、印刷・同関連業、化学工業、石油製品・石炭製品製造業、窯業・土石製品製造業、鉄鋼業、非鉄金属製造業、金属製品製造業、はん用機械器具製造業、生産用機械器具製造業、業務用機械器具製造業、電気機械器具製造業、情報通信機械器具製造業、輸送用機械器具製造業（集約）、自動車・同附属品製造業、その他の輸送用機械器具製造業、その他の製造業の 20 種類を対象として、それぞれの労働生産性に関するトレンドへの検証を行う。

最初に 20 種類についてデータを整理する。

2.3 と同様に、Society5.0 の提唱を軸として提唱前後 3 年間の労働生産性を 20 種類それぞれにおいて採取する。すなわち Society5.0 の提唱を含む 12 期間（2013 年 4-6 月期から 2016 年 1-3 月期）と、Society5.0 の提唱後の 12 期間（2016 年 4-6 月期から 2019 年 1-3 月期）についての労働生産性を対象とする。それらについての簡易な基礎統計を図表 7 に示している。

図表 7 によれば、前後期間を通じてパルプ・紙・紙加工品製造業、印刷・同関連業、業務用機械器具製造業の 3 つは労働生産性が低下しているものの、それ以外は労働生産性の上昇がみられる。次に、20 種類それぞれの平均値の比較を行うとともに、平均値の差について Welch の  $t$  検定ならびに Wilcoxon rank sum test の 2 つの検定を採用した。検証結果を見ると分類ごとにかなりの差がある。平均値の差の検定結果を参考にした場合、木材・木製品製造業、非鉄金属製造業、はん用機械器具製造業、生産用機械器具製造業、情報通信機械器具製造業、その他の輸送用機械器具製造業、その他の製造業等に Society5.0 の提唱をはさんで何らかの変化がうかがえる。

これらの検証をふまえて、3.1 と同様に Hodrick-Prescott フィルタを使って 20 種類それぞれのトレンド抽出を行った。すなわち、中

小製造業の労働生産性を対象として Society5.0 の提唱を含む全体の 24 期間（2013 年 4-6 月期から 2019 年 1-3 月期）と、Society5.0 の提唱後の 12 期間（2016 年 4-6 月期から 2019 年 1-3 月期）について 20 種類それぞれのトレンド抽出を行った。

その結果は、20 種類のトレンドそれぞれがバラエティに富む形状を示したが、形状において類似点もありパターンでの分類も可能と考える。パターンとしては、トレンド上昇型、トレンド中立型、トレンド下降型の 3 つのパターンに大きく分類できる。トレンド上昇型とは、2016 年の Society5.0 の提唱直後の反応については鈍いものの、その後労働生産性のトレンドが上昇し、Society5.0 の提唱以降のトレンドが全体のトレンドを追い抜いたパターンである。トレンド中立型とは、全期間を通じてトレンドが上昇しており、2016 年の Society5.0 の提唱の影響についてはほぼ確認できないパターンである。トレンド下降型とは、2016 年の Society5.0 の提唱をはさんで一時的に労働生産性のトレンドが上昇したものの、その後伸びは鈍化し、全体のトレンドに抜かれてしまうパターンである。

図表 8 は、Hodrick-Prescott フィルタを使って 20 種類のトレンドを抽出した上で、上記の 3 パターンに分類したものである。また、それぞれのパターンの典型的な形状を例として示している。

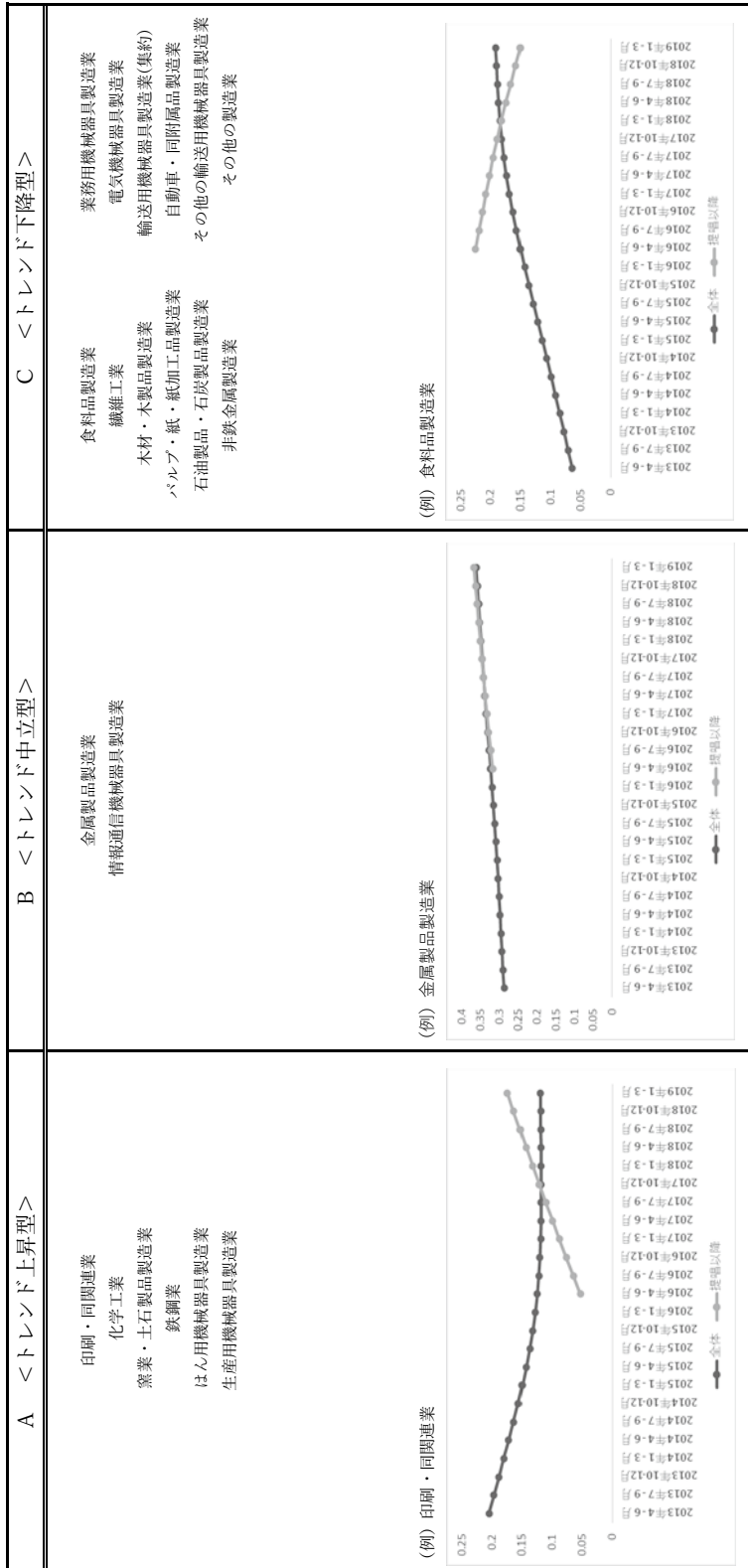
最も多かったのがトレンド下降型である。これは先に見た中小製造業の労働生産性の形状と同様のものである。これらが過半数を占めていることから 2016 年の Society5.0 の提唱の影響を（それほど長期にわたって影響は長続きしないものの）直接的に受けた可能性が高いことも想定される。中小製造業の生産現場では（当然企業ごとに差はあるものの）特に日々の業務に追われる現場が多い事が予想される。こうした現場では従来 DX への視野があることも想像され、2016 年の Society5.0 の提唱が現場を実際に改革する、あるいは実際に行わないにせよ IoT 等の技術の活用に関心が寄せられたことがうかがえる。

図表7 製造業の労働生産性に関する基礎統計

	食品製造業	繊維工業	木材・木製品製造業	ハルブ・紙・紙加工品製造業	印刷・同梱業	化学工業	石油製品・石炭製品製造業	窯業・土石製品製造業	鉄鋼業	非鉄金属製造業
(2013年4-6月期 ~ 2019年1-3月期)										
Mean	0.1392926638	0.0654419	0.13988497	0.165122605	0.141361845	0.46837371	0.63320453	0.291480267	0.3818225	0.33172013
Std. Dev.	0.132396293	0.11009756	0.149843035	0.120321298	0.109919839	0.19996451	0.361530445	0.143275948	0.1128224	0.1523975
(2013年4-6月期 ~ 2016年1-3月期)										
Mean	0.089885636	0.05258297	0.079285853	0.175684298	0.167431526	0.38790074	0.613729956	0.245029127	0.3465474	0.25240166
Std. Dev.	0.09991301	0.13960301	0.1593354	0.14408932	0.117547043	0.06711741	0.382504689	0.149991132	0.0838983	0.12392325
(2016年4-6月期 ~ 2019年1-3月期)										
Mean	0.19046764	0.07850082	0.200691141	0.154560911	0.115292164	0.54875668	0.653910951	0.337931407	0.4170975	0.411038859
Std. Dev.	0.145240139	0.07431715	0.116274197	0.096289643	0.098914862	0.25495938	0.35510597	0.125367894	0.1298504	0.13776032
Diff. of mean	0.101082004	0.02571785	0.121405287	-0.021123387	-0.05213936	0.16076595	0.040180995	0.09290228	0.0705501	0.15863693
<検定>										
Welch t	-1.9863 *	-0.56363	-2.1321 **	0.42228	1.1712	-2.1123 *	-0.26669	-1.6463	-1.5808	-2.9443 ***
p値	0.06123	0.58065	0.0455	0.6775	0.2544	0.05337	0.7922	0.1144	0.1306	0.007541
Wilcoxon rank sum	40 *	58	36 **	72	92	44	62	43	50	27 ***
p値	0.06836	0.4428	0.03872	1	0.2657	0.1135	0.5899	0.1005	0.2189	0.008293
(2013年4-6月期 ~ 2019年1-3月期)										
Mean	0.322910293	0.40451004	0.264678429	0.256891602	0.184592684	0.20586973	0.229613127	0.214797145	0.2976877	0.19006614
Std. Dev.	0.10891167	0.23632266	0.225366252	0.190416859	0.140489139	0.13411703	0.092647603	0.094728389	0.140279	0.13987027
(2013年4-6月期 ~ 2016年1-3月期)										
Mean	0.302073709	0.29433724	0.170715581	0.328180171	0.140526064	0.104696005	0.195561057	0.191075456	0.2123697	0.11278857
Std. Dev.	0.120212206	0.18681943	0.152088677	0.149815554	0.148865196	0.07487942	0.084341923	0.084394041	0.1192254	0.12146573
(2016年4-6月期 ~ 2019年1-3月期)										
Mean	0.343746817	0.51468284	0.358641277	0.184603034	0.228659304	0.30704341	0.263665196	0.238518834	0.3830058	0.2694437
Std. Dev.	0.096971019	0.23534957	0.232592335	0.205242491	0.121949873	0.09833465	0.09120335	0.102042155	0.1051134	0.1321347
Diff. of mean	0.041673108	0.2203456	0.187925695	-0.143577137	0.08913824	0.20234736	0.068104138	0.047443877	0.1706361	0.15633513
<検定>										
Welch t	-0.99468	-2.5402 **	-2.2079 **	1.9573 *	-1.5865	-5.6712 ***	-1.9 *	-1.2411	-3.7189 **	-3.2619 ***
p値	0.3605	0.01908	0.04043	0.06432	0.1274	0.00001357	0.0707	0.2281	0.001219	0.003586
Wilcoxon rank sum	53	31 **	37 **	103 *	49	5 ***	34 **	44	17 **	22 ***
p値	0.2913	0.0127	0.0449	0.07802	0.1978	0.0001405	0.02842	0.1135	0.008579	0.002914

注：\*\*\*は1%水準、\*\*は5%水準、\*は10%水準で統計的に有意であることを示している

図表8 トレンド分類



## 4. Causal Impact による検証

本節では、中小製造業の経営に関して Society5.0 の提唱が及ぼした影響の有無について、より直接的な検証を行う。そのため本節では、因果推論に用いられる手法として、Brodersen *et al.*(2015)で提唱された Causal Impact を使用する。Causal Impact は状態空間モデルの一つである BSTS (Bayesian structural time series models、ベイズ構造時系列モデル)<sup>12</sup> を内包しており、ダイナミックな予測を可能としている。Causal Impact を使って中小製造業の労働生産性を確認するためには様々な説明要因の選択肢があるが、今回は一例として全産業(全規模)の労働生産性をとりあげてみる。

### 4.1 平行トレンド仮定の検証

Causal Impact を使用する前提として、最初に、中小製造業の労働生産性のトレンドと全産業(全規模)の労働生産性のトレンドに平行トレンド仮定(Common trend assumption)が満たされているかを確認する。すなわち2016年の Society5.0

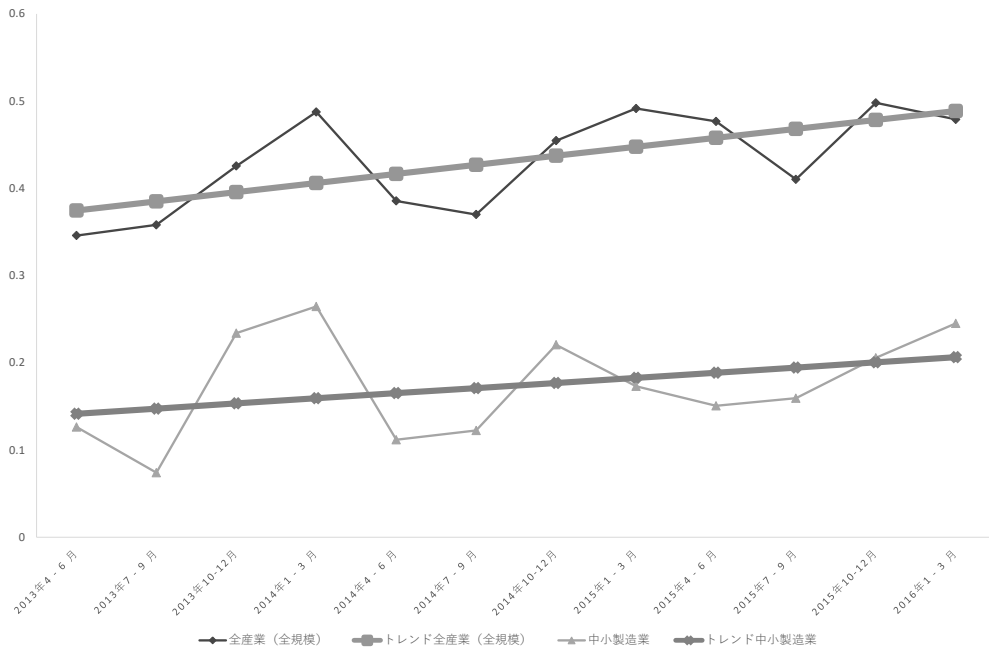
の提唱を介入とみなした上で、これまでの中小製造業の労働生産性のトレンドと全産業(全規模)の労働生産性のトレンドの同一性について確認する。こうしたトレンド抽出においては、前節でも使用した Hodrick-Prescott フィルタを活用する事が望ましい。2013年4-6月期から2016年1-3月までの12期において、中小製造業の労働生産性と全産業(全規模)の労働生産性について Hodrick-Prescott フィルタを使ってトレンドを抽出したところ、図表9のようになった。

図表9によれば、全産業(全規模)の Hodrick-Prescott フィルタを使って抽出されたトレンドと、中小製造業の Hodrick-Prescott フィルタを使って抽出されたトレンドはほぼ平行である。以上のことから Causal Impact を使用する前提条件としての平行トレンド仮定は満たされていることが推測できる。

### 4.2 Causal Impact

4.1の平行トレンド仮定を前提として、中小製造業の労働生産性向上に Society5.0 の提唱が

図表9 介入までのトレンドの確認



<sup>13</sup> Scott & Varian (2014) 等を参照せよ。

寄与した可能性について Causal Impact を使って検証する<sup>13</sup>。ここでは中小製造業の労働生産性について2013年4-6月期から2019年1-3月期の24期間を対象とする。Society5.0の提唱を介入とみなして、介入前の12期間（2013年4-6月期から2016年1-3月期）と介入後の12期間（2016年4-6月期から2019年1-3月期）とに分類する。全産業（全規模）の労働生産性から中小製造業の労働生産性を予測させることでCausal Impactを行った。検証結果は図表10のとおりである。

最初に図表10-1はCausal Impactの推定結果を表している。この推定結果によればベイズ片側確率  $p = 0.011$  であり、効果が偶然に得られる確率は非常に小さく、因果効果が統計的に有意であると考えられる。以下、検証結果を具体的に確認する。

図表10-2では、全産業（全規模）の労働生産性からの予測値に比べて、実際の中小製造業の労働生産性がかなりの水準で上回っていることがわかる。図表10-3はそのような

観測値と予測値との差を示しており、図表10-4は、観測値と予測値との差の累積値を示している。以上の結果から明らかなように、Society5.0の提唱は中小製造業の労働生産性向上に寄与した可能性が考えられる。ただし、

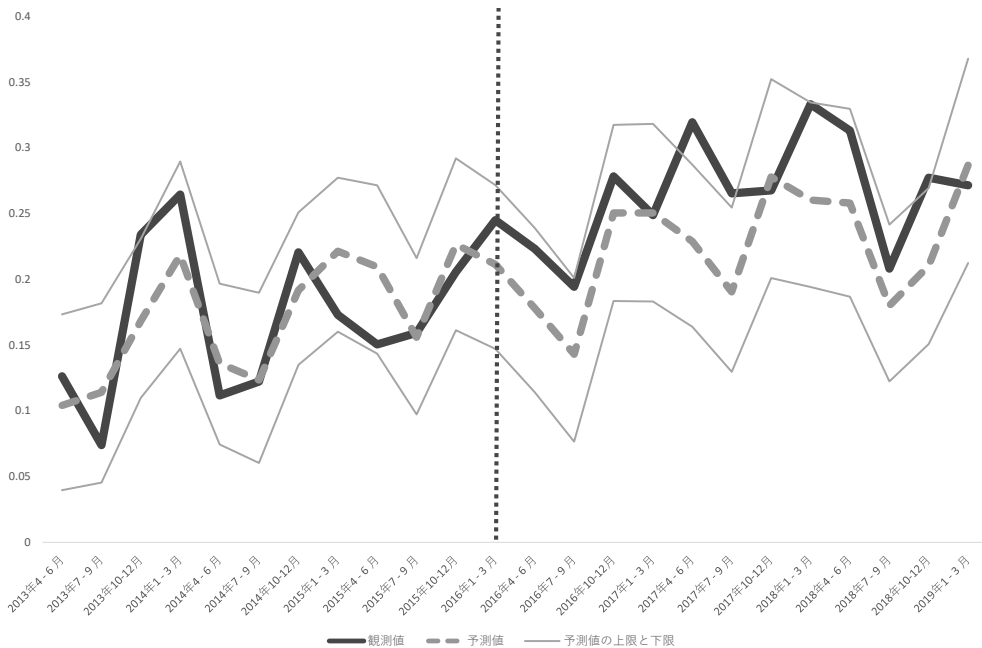
図表 10 Causal Impact (中小製造業の労働生産性)

10-1 推定結果

	Average	Cumulative
観測値	0.27	3.20
予測値	0.23	2.71
	(0.017)	(0.201)
効果	0.04	0.49
	(0.017)	(0.201)
効果比	18%	18%
	(7.4%)	(7.4%)
	<i>p</i> 値	0.011
	確率	98.90%

( )内は標準偏差

10-2 観測値と予測値



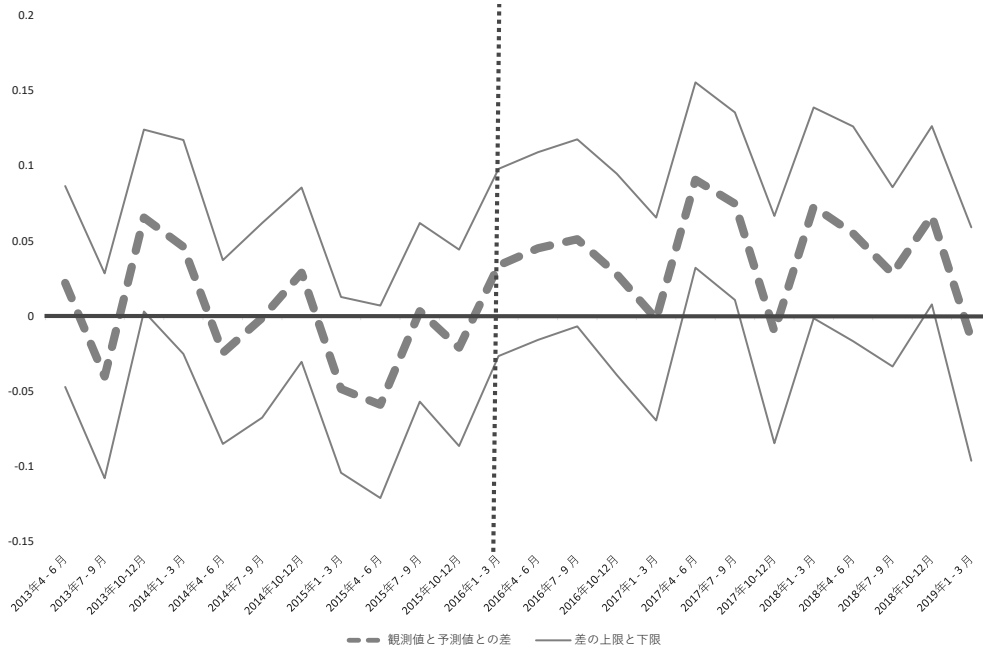
<sup>14</sup> 詳しい検証方法については Brodersen et al.(2015) を参照せよ。



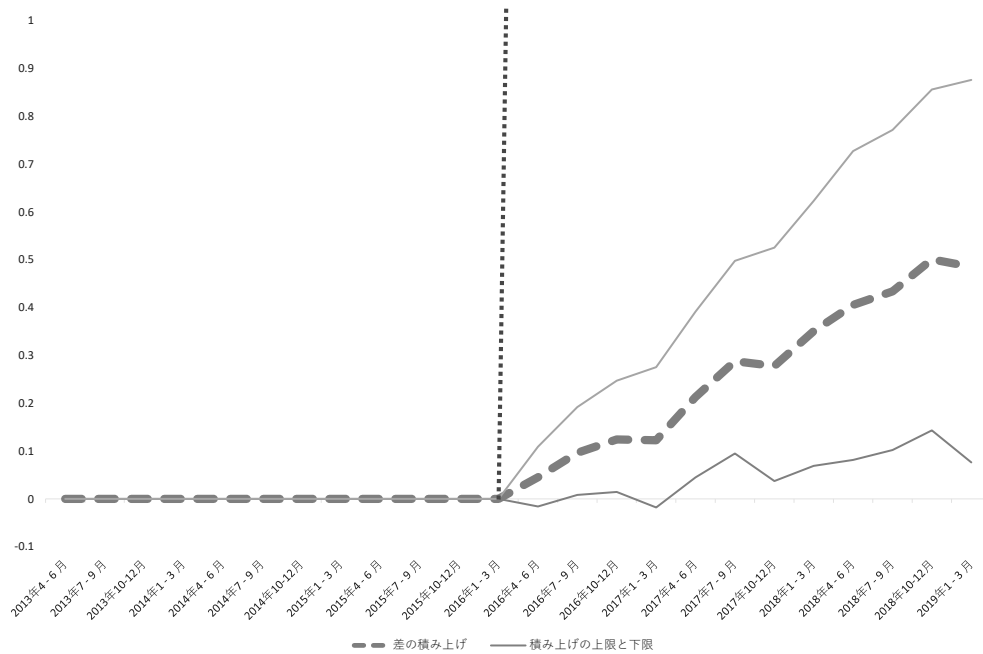
前節との結果と併せて考えれば、Society5.0の提唱が中小製造業の労働生産性向上に寄与したとしても、その程度はすべての中小製造

業に対して一様ではなく、業務の内容に応じて差があることにも再度留意する必要がある。

### 10-3 観測値と予測値との差



### 10-4 観測値と予測値との差の累積値



## 5. おわりに

### —中小製造業の持続可能経営に向けて—

以上のように本稿では、中小製造業の DX について触れた後、中小製造業の DX に対する Society 5.0 提唱の影響について検証を行った。本稿の2節では全産業、製造業、中小製造業の3つの区分において総資産回転率、労働生産性、労働分配率を検証した結果、Society5.0の提唱以降、中小製造業において労働生産性が有意に向上したことを示唆した。それに基づいて3節では、中小製造業を業務内容に応じて20分類し、Society 5.0の提唱以降の労働生産性に関するトレンド変化を分析した。最後に4節では、因果推論の手法である Causal Impact を使って検証した結果、Society 5.0 提唱が中小製造業の労働生産性を向上させた可能性を示唆した。こうした背景として、ここでは DX への取り組みという視点から3つを想定する。

1つ目の背景として、中小製造業が実際に IoT を活用しながら DX に取り組んだケースである。本稿で触れたとおり、IoT は既存の製造設備を改良したり、あるいは大幅に取り替えたりといった負担を中小製造業にかけることなく、労働生産性を向上させた可能性がある。

2つ目の背景として、中小製造業が DX へ取り組んだものの、その取り組みが直接的に労働生産性を改善したのではなく、むしろ副次的な効果が存在したケースである。たとえば IoT を導入することによって従来では採取できなかった製造現場でのデータを収集し、無駄な生産プロセスやその他のボトルネックを発見することで問題点を改善し、労働生産性向上につながったと考えられる。さらに、SDGs を含めたより高い視点で生産プロセスを見直すことができれば、従業員の Decent Work に貢献し、持続可能経営にもつながったことが考えられる。

3つ目の背景として、業務内容の違い等から DX への取り組みを全く行わなかったケースである。ただし、他社の IoT 導入等の成功事例が報道されるなかで、その成功に触発され、現場に即した改善への萌芽となる可能性も高い。この場合には、DX への取り組みか否かに関わらず、従業員の意識改革が新たな付加価値を生むはずである。

本稿のおわりに、DX を通じた中小製造業の

持続可能経営について再度考察したい。1節でも触れたように、中小製造業が DX を開始するには様々な条件が必要となる。たとえば中小製造業のある企業が部品サプライヤーとして大企業のサプライチェーンに組み込まれている場合には、たとえ IoT 導入の志があっても独自で導入の判断を行う環境にはなく、様々なステイクホルダーの意志を継続的に尊重しながら改革を進める必要がある。このように DX の推進には相応の手間や時間を要することを再認識する必要がある。長期的な視点で DX に取り組む姿勢を通じて、真の持続可能経営が達成されることを期待したい。

### [参考文献]

- Brodersen, K. H., Gallsuser, F., Koehler, J., Remy, N., & Scott, S. L. (2015). Inferring causal impact using Bayesian structural time-series models. *The Annals of Applied Statistics*, 9(1), 247-274.
- Hinton, G. E., Osindero, S., & Teh, Y. W. (2006). A fast learning algorithm for deep belief nets. *Neural Computation*, 18(7), 1527-1554.
- Hodrick, R., and Prescott, E. (1997). Postwar U.S. Business Cycles: An Empirical Investigation. *Journal of Money, Credit and Banking*, 29(1), 1-16.
- Johnston, S. J., & Cox, S. J. (2017). The raspberry Pi: A technology disrupter, and the enabler of dreams. *Electronics*, 6(3), 51.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems*, 25, 1097-1105.
- Saldanha, T. (2019). *Why digital transformations fail: The surprising disciplines of how to take off and stay ahead*. Berrett-Koehler Publishers.
- Scott, S. L., & Varian, H. R. (2014). Predicting the present with Bayesian structural time series. *International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation*, 5(1-2), 4-23.
- Stolterman, E., & Fors, A. C. (2004). Information technology and the good life. *Information systems research*, 687-692. Springer, Boston, MA.
- 横田浩之, & 大原衛. (2021). 都産技研における中小企業の生産性向上のための IoT, AI 導入支援. *表面技術*, 72 (2), 102-105.
- 1. 内閣府 (2016). 「科学技術基本計画」(内閣府のホームページ, 2016年2月28日閲覧, <https://www8.cao.go.jp/cstp/kihonkeikaku/5honbun.pdf>)
- 2. 内閣府 (2021). 「令和3年度 年次経済財政報告」(内閣府のホームページ, 2021年12月1日閲覧, <https://www5.cao.go.jp/j-j/wp/wp-je21/21.html>)
- 3. 財務省 (2022). 「法人企業統計調査」政府統計の総合窓口 (e-Stat) (総務省のホームページ, 2022年7月1日閲覧, <https://www.e-stat.go.jp/>)