

生産関数モデルによるデータ活用の経済効果分析： 全国企業へのアンケート調査と財務指標を用いた検証

鷲尾, 哲
情報通信総合研究所：主任研究員

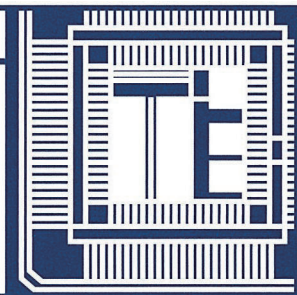
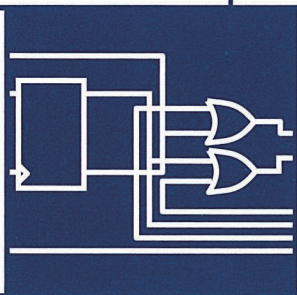
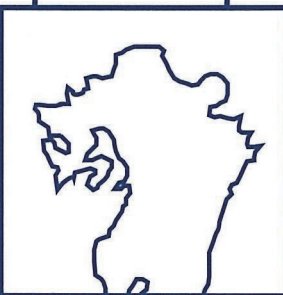
篠崎, 彰彦
九州大学大学院経済学研究院：教授

<https://hdl.handle.net/2324/4485666>

出版情報：SLRC Discussion Paper Series, 2021-07. System LSI Research Center (SLRC)
バージョン：
権利関係：

SLRC Discussion Paper Series

```
    COUNTER_SIZE = 2;  
    COUNTER_SIZE-1:0] Counter;  
    COUNTER_SIZE-1:0] Counter;  
    module Incrementer  
    parameter COUNTER_SIZE = COUNTER_SIZE;  
    input ClockA;  
    output [COUNTER_SIZE-1:0] COUNTER;  
    reg [COUNTER_SIZE-1:0] COUNTER;
```



■「生産関数モデルによるデータ活用の経済効果分析
～全国企業へのアンケート調査と財務指標を用いた検証～」

鷺尾 哲 ・ 篠崎 彰彦

生産関数モデルによるデータ活用の経済効果分析

～全国企業へのアンケート調査と財務指標を用いた検証～

鷲尾 哲¹

篠崎 彰彦²

〔要約〕

本稿では、企業のデータ活用がもたらす経済効果を分析するため、2020年2月から3月にかけて総務省情報通信政策研究所によって実施された企業アンケート調査(有効回答 569)の個票データと日経 NEEDS-FinancialQUEST の財務データをマッチングしたデータセットを活用し、生産関数モデルの推定を行った。具体的には、企業におけるデータの活用状況を活用データ「容量」と活用データ「件数」に区分して変数化し、企業の付加価値に対してどのような影響を与えているかを検証した。その結果、第1に、活用データの容量、件数ともに付加価値の増加にプラスの効果を与えており、活用データの「容量」や「件数」がそれぞれ1%増加すると付加価値を0.04%～0.07%程度高めること、第2に、データの活用は、資本と労働という生産要素の投入構造に追加的な付加価値向上をもたらしており、生産性上昇の加速という効果を有することが明らかとなった。

〔キーワード〕 データ活用、データ価値、生産関数モデル、生産性向上

〔JEL Classification Number〕 D22, D25, M15, O32

¹ 株式会社情報通信総合研究所 (九州大学大学院 経済学研究院 学術研究者)

² 九州大学 (AI ネットワーク社会推進会議 AI 経済検討会 [総務省情報通信政策研究所] アドバイザー)

〔目次〕

1. はじめに:本稿の目的と背景
2. 先行研究と本研究の位置付け
 - 2-1. 情報化の経済効果に関する先行研究
 - 2-2. 本研究の位置付け
3. 分析に用いるデータセットとその観察
 - 3-1. アンケート調査の概要
 - 3-2. 財務データとのマッチングとデータ観察
4. 生産関数モデルによる分析
 - 4-1. モデルの特定化
 - 4-2. モデルの推定結果
 - 4-2-1. 活用データ「容量」を変数とする推定結果
 - 4-2-2. 活用データ「件数」を変数とする推定結果
5. おわりに:本稿のまとめと今後の課題

1. はじめに:本稿の目的と背景

本稿の目的は、企業が活用しているデータ³がどの程度の経済価値を有するのか、企業が生み出す付加価値との関係性を、企業アンケート調査(有効回答 569)の個票データと財務情報をマッチングさせたデータセットを用いて実証分析することにある。

情報技術の導入が生み出す経済効果については、これまでに数々の研究がなされており、一連の分析結果からは、情報資本が生産要素としてプラスの貢献をすること、生産要素としての直接的な経路とは別に正の外部効果をもって成長に貢献をすること、などが明らかとなっている。こうした中、近年では、ビッグデータや AI(人工知能)など新たな情報技術の導入がさらなる経済効果をもたらすと注目されている。AIの精度向上にはデータ量が多い方が望ましいとされ、企業活動においても、データに基づく意思決定の重要性が高まりつつある。実際、いくつかの企業レベルの分析によって、データの活用が企業にプラスの効果をもたらすことが確認されている。

ただし、これまでの先行研究では、企業が活用しているデータの大小が明確には考慮されておらず、企業活動において活用するデータが増加することによる企業業績への効果については、必ずしも十分な実証分析がなされてはいない。

そこで、本稿では、2020年2月～3月にかけて総務省によって実施された企業アンケート調査の個票データをもとにAIネットワーク社会推進会議AI経済検討会⁴における検討・分析を踏まえ、企業におけるデータの活用状況を活用データ「容量」、活用データ「件数」に区分して変数化し、財務情報とマッチングさせたデータセットを活用したうえで、企業が生み出す付加価値にどのような影響を及ぼしているかを生産関数モデルの推定によって検証する。

2. 先行研究と本研究の位置付け

2-1. 情報化の経済効果に関する先行研究

情報技術の導入がもたらす経済効果については、これまでに数多くの実証分析が積み重ねられてきた。日本を対象としたマクロレベルの分析について、日本経済研究センター(2000)では、情報資本が生産要素として経済成長に貢献することに加えてその存在が産業全体のプラットフォームとして公共財的な役割を果たし、プラスの外部性が存在することが検証されている。同様のモデルを推定した篠崎(2003)によると、情報通信ストックの蓄積が1%高まれば、外部効果によって他産業の生産活動にも貢献し、さらに成長率を0.08%～0.18%程度高めると推計されている。企業レベルのミクロ分析については、経済企画庁(2000)や西村・峰滝(2004)などで情報技術の導入が企業の生産性向上に一定の効果を与えていると検証されている他、黒川・峰滝(2006)、Shinozaki, et al.(2018)では、ICT導入が効果を生むためには導入に伴う組織改革や人的資源への対応が鍵になっていると検証されている。

情報通信技術の革新が一段と強まる中、近年は情報資本を活用することによって生まれるデー

³ 現にデジタル化されているか、または容易にデジタル化することができる状態のものと定義した。

⁴ 篠崎は同検討会のアドバイザーとして参画している。

タへの関心が高まっており、ビッグデータ分析やデータを活用した意思決定の効果が注目されている。データなどの情報流通がもたらす経済効果について、篠崎(2008)は、情報流通センサスによる選択可能情報量などを合成した指数をもとに、ネットワークの経済性による外部効果を織り込んだ生産関数モデルを推定し、成長力を0.8%程度加速させるとの結論を得ている。

マイクロレベルの分析も欧米を中心に行われている。Müller, et al.(2018)は、米国株式市場に上場している814社の2008年から2014年までの期間を対象に、データベース技術、データマイニングソリューション、データ視覚化ツールなどビッグデータ解析に関連する資産が売上高に与える影響を、一次同次の条件を外したコブ・ダグラス型の生産関数モデルを推定することで検証し、ビッグデータ解析資産は売上高を4%増加させること、規模に関して収穫逓増となること、などを明らかにしている⁵。また、Niebel, et al.(2018)は、ドイツの従業員数5名以上の企業を対象に、被説明変数をイノベーションの創出、説明変数をビッグデータ活用、従業員数、投資額、ソフトウェア利用等としてプロビット分析を行い、ビッグデータ活用は製造業、サービス業ともにイノベーション創出にプラスに有意であること、ITスキルへの投資が少ない企業ではビッグデータ活用の効果が出ていないことを検証している。さらに、Bakhshi, et al.(2014)では、オンラインで商業的活動をしている500社の英国企業を対象に、オンラインデータの収集・分析・利用状況を確認し、データの分析方法や利用範囲が拡大するほど生産性が向上するという結果を得ている。

日本企業に関する研究も進んでおり、卸売業における業務管理とデータ利活用への取り組みがイノベーション行動に及ぼす影響を実証分析した藤井他(2020)では、新商品・サービスの開発にデータ分析結果を活用している事業所ほどプロダクトイノベーションが活発に実施されていること、事業部門によってイノベーション行動との間に関係性を有する業務管理とデータ利活用の項目が異なっていること、などが明らかにされている。また、卸売業、道路貨物運送業におけるAI活用の取り組みに影響を与えている要因を全国5,099事業所の個票データを用いて実証分析した鷲尾他(2021)では、所属企業にCIOが存在することに加えて、卸売業ではデータが利用可能な状態になっていること、道路貨物運送業ではデータの蓄積期間が長いことがAI活用を押し進める一つの要因になっていること、などが明らかにされている。

2-2. 本研究の位置付け

このように、マクロレベルの分析結果として、データ流通量が経済成長にプラスの効果をもたらすと共に産業全体のプラットフォームとして公共財的な役割を果たし、プラスの外部性を有することが検証され、企業レベルのマイクロ分析においても、情報資本やデータ活用が企業業績にプラスの効果をもたらすこと、データ解析資産は投入要素とは別にプラスの効果があること、などが明らかとなっている。

ただし、マクロレベルの先行研究は数が限られている他、マイクロレベルの先行研究では、データ解析資産などデータに関する変数は、活用しているか否かを区別するバイナリー・データ(ゼロか1

⁵ 推定された投入要素の係数の合計は1を超えている。

かの2値変数)であり、活用するデータの大小によって効果がどのように変化するか、といった量的な効果については、詳細な分析がなされていない。また、近年注目されているAIについては、学習に用いるデータ量の過多がAIによる解析の精度向上にとって重要なファクターになると考えられるが、企業活動で利用するデータ量の増加がもたらす定量的な効果については未解明のままである。また、効果についても、データ制約からアンケート回答者の主観的評価に依拠した分析の傾向が強く、財務データなど客観的な指標に基づく実証分析は限られている。

そこで、本研究では、企業に対するアンケート調査によって、活用データ容量と活用データ件数の2側面から、データ活用の程度を量的に捕捉すると共に、財務情報とマッチングしたデータセットを活用し、生産関数モデルの推定によって、情報資本と結びついたデータ活用量が企業活動にどのように影響しているかを実証分析する。さらに、資本と労働という生産要素の投入構造に対して、生産性上昇率の加速という形で、追加的な付加価値向上に貢献しているか否か、貢献しているとすればどの程度の大きさかを検証する。

以下、まず3章では、本稿の分析に用いるデータセットについて、アンケート調査およびマッチングさせる財務データの概要を述べた後、活用データの容量や件数と付加価値との関係性について観察を行う。続く第4章では、いくつかの生産関数モデルを推定し、活用データの容量や件数が企業の付加価値にどのような効果をもたらしているかの検証を行う。

3. 分析に用いるデータセットとその観察

3-1. アンケート調査の概要

本稿の分析には、2020年2月から3月にかけて総務省情報通信政策研究所によって実施されたアンケート調査(データの活用に関する調査)の結果を用いる。調査対象は、全上場企業(3,819社)と非上場企業(467社)の合計4,286社である⁶。このアンケート調査は、まず郵送にて調査依頼を行い、回答はオンラインまたは郵送による返送の形で回収し、569社から回答を得た(図表1)。調査内容は、データの蓄積量、分析の手法等全体で17問であり、このうち本稿の分析では、企業が蓄積しているデータの容量・件数、蓄積しているデータのうち分析に活用するデータの割合の2問を利用する⁷。

(図表1)

具体的には、アンケート項目のうち、2018年度末時点における蓄積されているデータの総容量と件数(対象数)のデータを用いた。アンケートでは、データの総容量について、有効数字2桁の概数をテラバイト単位で自由回答する形式とした。データの件数については、データの種類を「A.顧客(個人)の基本データ(氏名、住所、性別等)」、「B.顧客(法人)の基本データ(企業名、住所、資本金等)※自治体・各種団体等を含む」、「C.顧客等とのやり取りデータ(営業日報、購買履歴、問合せ履歴、市場調査結果等)」、「D.インターネット(Webサイト、SNS、モバイルアプリ等)上のアクションデータ(検索ログ、閲覧、投稿データ等)」、「E.人の行動に関するデータ(生体情報、位置

⁶ 財務情報を公開していることを確認できた企業を対象にした。

⁷ 調査票の詳細については付録を参照。

情報、カメラ映像等)」、「F.機械、機器、車両等の動作に関するデータ(稼働状況、位置情報、速度等)」に分類し、それぞれの対象数⁸を自由記述形式で回答してもらい、これらの合計を企業が蓄積しているデータ件数とした。さらに、データは蓄積されるだけでなく実際に活用されて初めて価値を創出すると考えられるため、蓄積している全データの内、1年間(2018年度)に実際に活用したデータの割合についても選択式で確認した。

3-2. 財務データとのマッチングとデータ観察

上記アンケート調査の個票データとマッチングさせる企業の財務データは、企業の付加価値(V)、資本(K)、労働(L)に関するものであり、日経 NEEDS-FinancialQUEST より 2018 年度データを用いてマッチングさせた。このうち、付加価値(V)は「売上高」-「売上原価」-「販売費及び一般管理費」+「減価償却費」によって算出し、資本(K)は「有形固定資産」+「無形固定資産」、労働(L)は「総従業員数」とした。

これらの基本統計量(サンプルサイズ、平均値、標準偏差、最小値、最大値)は図表 2 のとおりであり、活用データ容量の平均は約 3,622TB、活用データ件数の平均は約 827 万件となっている。

(図表 2)

アンケート調査の結果と企業の財務情報をマッチングさせたデータセットに基づいて、企業の活用データ容量($Data$)と付加価値(V)との関係をみたものが図表 3 である。活用データ容量は、「蓄積されているデータの総容量」×「直近 1 年間で分析に活用したデータの件数割合」によって計算し、活用データ容量と付加価値いずれかの変数が欠損または 0 以下となる企業を除く 269 社を対象としている。活用データ容量は付加価値に対して有意に正の関係性があり、活用データ容量が大きい企業ほど付加価値も大きいという関係性が見られる。

(図表 3)

次に、企業の活用データ件数($Data$)と付加価値(V)との関係をみたものが図表 4 である。活用データ件数は、「データの種類毎⁹の蓄積されているデータの件数の合計」×「直近 1 年間で分析に活用したデータの件数割合」によって計算し、活用データ件数と付加価値いずれかの変数が欠損または 0 以下となる企業を除く 143 社を対象としている。活用データ件数についても付加価値に対して有意に正の関係性があり、活用データ件数が多い企業ほど付加価値も大きいという関係性が見られる。

(図表 4)

4. 生産関数モデルによる分析

4-1. モデルの特定化

⁸ 顧客などの数や機器の設置台数(センサー台数)等を想定して回答してもらった。

⁹ 「A.顧客(個人)の基本データ」、「B.顧客(法人)の基本データ」、「C.顧客等とのやり取りデータ」、「D.インターネット(Web サイト、SNS、モバイルアプリ等)上のアクションデータ」、「E.人の行動に関するデータ」、「F.機械、機器、車両等の動作に関するデータ」の 6 種類。

ここまでみてきた活用データ容量や件数と企業の付加価値との関係性を踏まえて、データ活用が企業の付加価値に及ぼす影響を生産関数の推定によって検証する。生産関数の基本形は次の(1)式で、投入要素に一次同次(規模に関して収穫一定)の条件を外した場合、すべての投入要素に一次同次の条件を付けた場合、資本と労働に一次同次の条件を付け、データ活用に生産性上昇を加速させる追加的効果があるとする場合の3通りのモデルを推定する。推定では、業種ダミー変数(*indDummy*、1=製造業、0=非製造業)を加えたモデルを用い、業種ダミー変数を除くいずれかの変数の値が欠損または0以下となる企業は推定対象から除いた。

$$V = A_0 K^\alpha L^\beta Data^\gamma e^{indDummy} \dots (1)$$

ここで、*V*は付加価値、*K*は資本、*L*は労働、*Data*は活用データ容量・件数、*indDummy*は業種ダミーである。一次同次の条件を外した場合については、(1)式の両辺で対数をとった次の(2)式を推定し、各変数の係数($\alpha + \beta + \gamma$)から規模の経済性を確認する。

$$\ln(V) = \ln A_0 + \alpha \ln(K) + \beta \ln(L) + \gamma \ln(Data) + indDummy \dots (2)$$

また、一次同次の条件を付けた場合($\alpha + \beta + \gamma = 1$)は、(1)式の両辺を*L*で除した労働生産性を被説明変数とする次の(3)に変形し、データ変数の係数である γ の符号条件と有意水準を検証する。

$$\ln\left(\frac{V}{L}\right) = \ln A_0 + (\alpha + \gamma) \ln\left(\frac{K}{L}\right) + \gamma \ln\left(\frac{Data}{K}\right) + indDummy \dots (3)$$

データの活用は、データ量が増すにつれて、単に生産要素として付加価値の増大に貢献するだけでなく、資本(*K*)と労働(*L*)という通常の投入構造に対して、生産性上昇の「加速」という形で追加的な付加価値向上への貢献があると考えられる(収穫逡増への貢献)。そこで、次の(4)式により、資本と労働について一次同次($\alpha + \beta = 1$)の条件を付けたモデルを推定し、データ変数(*Data*)の係数(γ)の符号条件と有意水準の検証を行う。

$$\ln\left(\frac{V}{L}\right) = \ln A_0 + \alpha \ln\left(\frac{K}{L}\right) + \gamma \ln(Data) + indDummy \dots (4)$$

4-2. モデルの推定結果

4-2-1. 活用データ「容量」を変数とする推定結果

活用データ容量をデータ変数としたモデルの推定結果は次のとおりである。

まず、一次同次の条件を外した(2)式の推定結果をみると、活用データ容量(*Data*)の係数(γ)は0.052とプラスであり、企業の生産活動において付加価値の増加に寄与していることがわかる。ただし、この推定結果では係数の合計($\alpha + \beta + \gamma$)が0.991とわずかながら1を下回っており、規模に関して収穫逓減となっていることから、企業活動が拡大するにつれて付加価値の増加が鈍化するとの結果になっている点は留意を要する。

[モデル(2)の推定結果]

$$\ln(V) = -2.112 + 0.437 \ln(K) + 0.502 \ln(L) + 0.052 \ln(Data)$$

(-7.78) (10.04) (8.76) (2.96)

$${}_{adj}R^2 = 0.8343, \quad () \text{内は} t \text{値}, \quad n = 258$$

次に、規模に関して収穫一定(一次同次)の条件($\alpha + \beta + \gamma = 1$)を付けたうえで、労働生産性を被説明変数とする(3)式の推定を行った。推定結果をみると、モデル全体の説明力は低いものの、活用データ容量(*Data*)の係数(γ)は、0.053でプラスに有意な値となっており、一次同次の条件を外した場合の推定値とほぼ等しい結果が得られた。また、推定結果から投入要素の分配率を算出すると、労働分配率(β)は51.2%、資本分配率(α)は43.5%となり、現実に照らすとやや労働分配率が低いものの、過去の実証分析の結果に照らして概ね妥当な水準といえる¹⁰。

[モデル(3)の推定結果]

$$\ln\left(\frac{V}{L}\right) = -2.179 + 0.488 \ln\left(\frac{K}{L}\right) + 0.053 \ln\left(\frac{Data}{K}\right)$$

(-13.68) (10.35) (3.19)

$${}_{adj}R^2 = 0.2911, \quad () \text{内は} t \text{値}, \quad n = 258, \quad \alpha + \beta + \gamma = 1$$

最後に、データの活用(容量)が、生産性上昇の加速という形で、生産要素としての資本(*K*)と労働(*L*)の投入構造に、追加的な付加価値向上をもたらすと考えるモデル(4)の推定結果をみると、活用データ容量(*Data*)の係数(γ)は、0.043でプラスに有意な値をとっており、資本と労働という通常の投入構造に追加して生産性向上の加速という形で付加価値の増大に貢献することが検証された。この推定結果から導かれる労働分配率(β)は57.7%、資本分配率(α)は42.3%であり、現実に照らして概ね妥当な水準といえる。

¹⁰ 国民所得(要素費用表示)に占める雇用者報酬の割合は2010暦年~2018暦年の平均で69.5%、国民所得(市場価格表示)に占める割合は同66.4%、GDPに占める割合は同50.8%となっている。

[モデル(4)の推定結果]

$$\ln\left(\frac{V}{L}\right) = -2.565 + 0.423 \ln\left(\frac{K}{L}\right) + 0.043 \ln(Data)$$

(-18.10) (9.81) (2.52)

$$\text{adj}R^2=0.2807, \quad () \text{内は}t\text{値}, \quad n=258, \quad \alpha + \beta = 1$$

以上のとおり、いずれのモデルにおいても、活用データ容量(*Data*)はプラスに有意であり、活用データ容量が1%増加すると、付加価値が0.05%程度高まる効果が検証された。

4-2-2. 活用データ「件数」を変数とする推定結果

データ変数を活用データ件数としたモデルの推定結果は次のとおりである。一次同次の条件を外したモデル(2)の推定結果をみると、活用データ件数(*Data*)の係数(γ)は0.065とプラスであり、企業の生産活動において活用するデータの件数が増加することが付加価値の増加に寄与していることがわかる。ただし、活用データ容量の推定結果と同様に、係数の合計($\alpha+\beta+\gamma$)は0.955 と1を下回っており、規模の収穫逓減となっていることから、企業活動が拡大するにつれて付加価値の増加が鈍化するとの結果になっている点は留意を要する。

[モデル(2)の推定結果]

$$\ln(V) = -2.707 + 0.338 \ln(K) + 0.552 \ln(L) + 0.065 \ln(Data)$$

(-7.55) (5.69) (7.78) (2.69)

$$\text{adj}R^2=0.8157, \quad () \text{内は}t\text{値}, \quad n=135$$

続いて、規模に関して収穫一定(一次同次)の条件($\alpha+\beta+\gamma=1$)を付けたうえで、労働生産性を被説明変数とするモデルの推定を推定すると、活用データ容量の場合とほぼ同様の結果が得られ、活用データ件数(*Data*)の係数(γ)は、0.071とプラスに有意な値となっており、一次同次の条件を外した場合の0.065とほぼ等しい結果が得られた。この推定結果から投入要素の分配率を算出すると、労働分配率(β)は58.8%、資本分配率(α)は34.1%となっており、活用データ容量の推定結果と比べて、さらに現実的で妥当な水準といえる。

[モデル(3)の推定結果]

$$\ln\left(\frac{V}{L}\right) = -3.024 + 0.412 \ln\left(\frac{K}{L}\right) + 0.071 \ln\left(\frac{Data}{K}\right)$$

(-14.25) (6.57) (2.98)

$${}_{adj}R^2=0.2344, \quad () \text{内は}t\text{値}, \quad n=135, \quad \alpha + \beta + \gamma = 1$$

最後に、データ活用(件数)に追加的な付加価値向上をもたらす生産性加速の効果があると考えられるモデル(4)の推定結果をみると、活用データ件数(*Data*)の係数(γ)は、0.043とプラスに有意な値を示しており、活用データ容量の推定結果と同様に、資本と労働という通常の投入構造において追加的な付加価値増大の効果があると検証された。なお、この推定結果から導かれる労働分配率(β)は65.1%、資本分配率(α)は34.9%であり、活用データ容量の推定結果と比べて、さらに現実的で妥当な水準といえる。

[モデル(4)の推定結果]

$$\ln\left(\frac{V}{L}\right) = -3.205 + 0.349 \ln\left(\frac{K}{L}\right) + 0.043 \ln(Data)$$

(-10.43) (5.77) (1.84)

$${}_{adj}R^2=0.2033, \quad () \text{内は}t\text{値}, \quad n=135, \quad \alpha + \beta = 1$$

以上のとおり、いずれのモデルにおいても、活用データ件数(*Data*)はプラスに有意であり、活用データ件数が1%増加すると、付加価値が0.04%~0.07%程度高まる効果が検証された。

5. おわりに:本稿のまとめと今後の課題

本稿では、日本企業 4,286 社を対象に実施したデータ活用に関するアンケート調査から、有効回答 569 社の個票データと日経 NEEDS-FinancialQUEST の財務データをマッチングさせたデータセットを構築し、生産関数モデルの推定によって、データ活用が企業の付加価値にどう影響するかの検証を行った。その結果、第1に、活用データの容量、件数ともに付加価値の増加にプラスの効果を与えており、活用するデータの容量や件数がそれぞれ 1%増加すると付加価値を 0.04%~0.07% 程度高めること、第2に、データの活用は、資本と労働という生産要素の投入構造に対して追加的な付加価値向上にも貢献しており、生産性上昇率の加速という効果を有すること、などが明らかとなった。

ただし、アンケート調査と財務データに基づく本稿の分析は、一時点におけるものであり、対象年における特殊要因の影響がどの程度あるかは判然としない。また、規模に関して収穫一定(一次

同次)の条件を外した推定結果は、活用データ「容量」、「件数」とも投入要素の係数の合計($\alpha + \beta + \gamma$)が1を下回っており、規模に関して「収穫逓減」となっていること、一次同次の条件を付けた場合に比べていずれの場合も労働分配率の低下が観察されることの二点については、企業活動が拡大するにつれて付加価値の増加が鈍化することや労働の貢献が低下することを示唆しており、さらに詳細な検討が欠かせない。さらに、有効回答で得られたサンプル数の制約から、生産関数モデルの推定に際して、業種を製造業と非製造業の2つに分類しただけにとどまり、業種によって異なる生産構造の違いを十分織り込めていない点と併せて、今後は、より多くの回答を得るべく、調査対象の拡大や質問方法等を再検討すると共に、経年変化を追うべく継続的な調査を進めていくことが求められる。これらは今後に残された課題として、本稿の最後に記しておきたい。

〔参考文献一覧〕

- Bakhshi, Hasan, Albert Bravo-Biosca, Juan Mateos-Garcia (2014) “The Analytical Firm: Estimating the effect of data and online analytics on firm performance.” *Nesta Working Paper*, No.14/05.
- Müller, Oliver, Maria Fay, and Jan vom Brocke (2018) “The effect of big data and analytics on firm performance: An econometric analysis considering industry characteristics,” *Journal of Management Information Systems*, Vol.35-2, pp.488-509.
- Niebel, Thomas, Fabienne Rasel, and Steffen Viete (2018) “BIG data – BIG gains? Understanding the link between big data analytics and innovation,” *Economics of Innovation and New Technology*, Vol.28, No.3, pp.296-316.
- Shinozaki, Akihiko, Satoshi Washio, and Shigehiro Kubota (2018) “Graphical modeling analysis of how investment in ICT pays off: Evidence from nationwide survey data in Japan,” *SLRC Discussion Paper Series*, Vol.13, No.1, pp.1-23.
- Sun, Chen, Abhinav Shrivastava, Saurabh Singh and Abhinav Gupta (2017) “Revisiting Unreasonable Effectiveness of Data in Deep Learning Era.”
(<https://arxiv.org/abs/1707.02968>, 閲覧日 2021 年 2 月 13 日)
- 栗山規矩(2002)『情報化投資の経済効果の測定』科学研究費補助金 研究成果報告書, 2002 年 3 月.
- 黒川太・峰滝和典(2006)「日本企業の IT 化の進展が生産性にもたらす効果に関する実証分析: 企業組織の変革と人的資本面の対応の役割」内閣府経済社会総合研究所『経済分析』第 178 号, pp.53-95.
- 経済企画庁(2000)『IT 化が生産性に与える効果について: 日本版ニューエコノミーの可能性を探る』経済企画庁調査局, 2000 年 10 月.
- 篠崎彰彦(2003)「通信産業における設備投資の経済効果分析: 生産・雇用誘発力と外部効果の計測」情報通信総合研究所, *InfoCom REVIEW*, No.31 (8), pp. 36-45.
- 篠崎彰彦(2008)「人口減少下の経済成長とイノベーション: 情報技術革新からみた日本経済の基礎力と可能性」『人口減少社会の社会保障制度改革の研究』(貝塚啓明・財務省財務総合政策研究所編)中央経済社 2008 年 12 月, pp. 123-166.
- 総務省(2020)「AI ネットワーク社会推進会議 AI 経済検討会 報告書 2020」
- 西村清彦・峰滝和典(2004)『情報技術革新と日本経済』有斐閣, 2004 年 5 月.
- 日本経済研究センター(2000)『日本経済の再出発II:IT 革新の衝撃とその評価』経済分析部・長期予測チーム, 2000 年 5 月.
- 藤井秀道・鷺尾哲・篠崎彰彦(2020)「業務管理とデータ利活用がイノベーションに与える影響 JP-MOPS アンケート調査票による国内卸売業の実証研究」内閣府経済社会総合研究所, *ESRI Discussion Paper*, No.355, pp.1-31.
- 鷺尾哲・藤井秀道・篠崎彰彦(2021)「データ整備状況や組織体制が AI 活用の取り組みに与える影響: JP-MOPS アンケート調査を活用した実証分析」内閣府経済社会総合研究所, *ESRI Discussion Paper*, No.361, pp.1-19.

図表一覧

図表1 有効回答数

	製造業	サービス業	商社	銀行	建設業	小売業	通信業	その他	合計
回答数	174	130	50	35	29	27	26	98	569

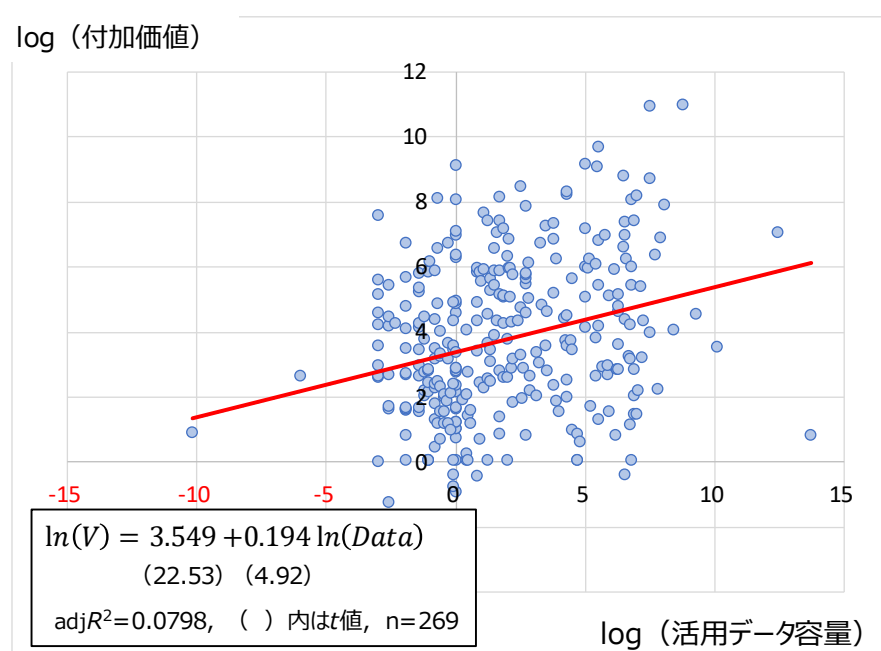
(出典)アンケート調査を元に筆者作成。

図表2 基本統計量

変数	サンプルサイズ	平均値	標準偏差	最小値	最大値
付加価値 (V) 【単位：億円】	509	428	5,781	-71,147	56,522
資本 (K) 【単位：億円】	478	2,112	7,734	0.03	103,383
労働 (L) 【単位：人】	493	12,049	37,157	1	457,999
活用データ容量 (Data) 【単位：テラバイト】	349	3,622	49,968	0	900,000
活用データ件数 (Data) 【単位：件】	189	8,271,450	55,300,000	0	650,006,500

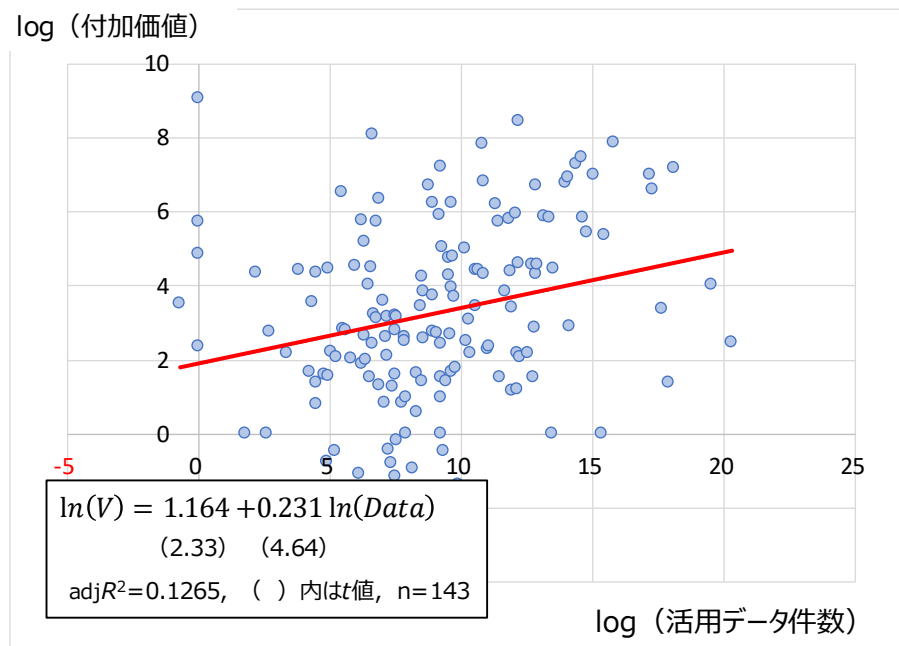
(出典)アンケート調査を元に筆者作成。

図表3 対数値をとった活用データ容量と付加価値との関係



(出典)アンケート調査を元に筆者作成。

図表4 対数値をとった活用データ件数と付加価値との関係



(出典)アンケート調査を元に筆者作成。

付録: アンケート調査項目

アンケート調査項目	調査票設問
(Q1)データの分析手法 [種類別×領域別]	貴社では、どのようなデータをどのように処理したものを各領域で活用していますか？当てはまるものすべてをお答えください。
(Q2)分析に活用するデータの量(期間) [種類別]	貴社では、データ分析を行う際、おおよそどれくらい前のデータまでを利用しますか？
(Q3)分析の頻度 [領域別]	貴社では、データ分析をどのくらいの頻度(間隔)で行いますか？
(Q4)データの品質に関連した取り組み	貴社ではデータを活用する際に、データの品質に関連したどのような取り組みを行っていますか？
(Q5)分析の体制、データ分析の専門部署が立ち上がった時期	貴社がデータ分析を行う際、どのような体制(部署・担当者)で分析(外部企業等が提供しているデータ解析ツール・サービスの利用も含みます)を行いますか？ データ分析を行う専門部署がある場合は、どのくらい前に当該部署が立ち上がったのかについてもお答えください。
(Q6)分析の人員数と学歴 ※現在、3年前	貴社で、データ分析を主な業務とする従業員(正社員だけではなく、データ分析に寄与するパートタイマー・アルバイト・契約社員・派遣社員等を含みます)はおおよそ何人くらいいますか？ また、その内、大学院卒(修士または博士の学位を有する)の学歴をもつ従業員の割合はどの程度ですか？
(Q7)分析の手法(AI の活用状況)	貴社では、データ活用において、どのようなAI技術を用いていますか？
(Q8)データ活用の各プロセスにおける効果への影響	データを活用することによる効果(企業活動に対する貢献)についてお伺いします。 貴社においては、データ活用に関わる各プロセスが効果にどの程度貢献していると思いますか。
(Q9)データの多様性(データの入手元、提供状況)[種類別]	貴社で蓄積(保有)されているデータについて、データの入手元はどちらですか？また、保有しているデータを必要に応じて加工した上で、他社等に提供または共有していますか？

アンケート調査項目	調査票設問
(Q10)外部から購入したデータの割合	<p>貴社で蓄積(保有)しているデータの内、外部から購入したデータ(無料で公開されているデータやアライアンス等による無償の共同利用のデータは含みません)はおおむねどの程度を占めていますか? データの容量ではなく、件数ベースでお答えください。</p>
(Q11)データの蓄積量(容量割合、件数)[種類別]、データの総容量 ※現在	<p>貴社で蓄積(保有)されているデータについて、2018 年度末時点におけるおおよその構成割合(容量ベース)を合計が 100%になる形でお答えください。</p> <p>また、蓄積(保有)データの対象数(人・社・者・台数)を、有効数字 2 桁の概数(例:12,000、450,000)でお答えください。対象数が不明な項目については、お答えいただかなくても構いません。併せて、蓄積(保有)されている具体的なデータの種類について可能な範囲でお答え下さい。</p> <p>上記でお答えいただいたデータについて、2018 年度末時点における容量の総計を有効数字 2 桁の概数(例:12,000、450,000)でお答えください。正確な値を把握されていない場合は、想定される範囲の中間値(例:1,000~2,000TB 程度と思われる場合は 1,500TB)をお答えください。</p>
(Q12)データの蓄積量(自社以外から購入・入手したデータの件数割合)[種類別] ※現在	<p>貴社で蓄積(保有)されているデータについて、2018 年度末時点で自社以外から購入・入手したデータ(無料で公開されているデータやアライアンス等による無償の共同利用のデータも含みます)は蓄積されているデータのどれくらいの割合を占めていますか? データの容量ではなく、件数ベースでお答えください。</p>
(Q13)データの蓄積量(件数)[種類別] ※3 年前からの変化	<p>貴社で蓄積(保有)されているデータについて、2015 年度末時点と比べて 2018 年度末時点のデータはどの程度変化(増減)しましたか? データの容量ではなく、件数ベースでお答えください。</p>

アンケート調査項目	調査票設問
(Q14)データの蓄積量(非構造化データの件数割合)[種類別]	貴社で蓄積(保有)されているデータについて、非構造化データ(業務日誌や SNS の書き込み、音声/画像/映像など規則(構造)が明確に定義されていないデータ)はどれくらいの割合を占めていますか?データの容量ではなく、件数ベースでお答えください。
(Q15)分析に活用するデータの件数割合 ※現在、3年前	貴社で蓄積(保有)している全データの内、1年間(2018年度)に実際にデータ活用に用いたデータの割合はおおむねどの程度ですか?データの容量ではなく、件数ベースでお答えください。また、3年前(2015年度)時点の状況と合わせてお答えください。
(Q16)新製品・新サービスの投入数	貴社では2018年度に新製品・新サービスをどれくらい市場に投入しましたか?
(Q17)競合数 ※現在、3年前からの変化	貴社の代表的な製品・サービスを投入している市場において、2018年度末時点で、貴社と競合する企業は国内外合わせて何社程度ありましたか? また2015年度末時点から2018年度末時点の変化についても合わせてお答えください。

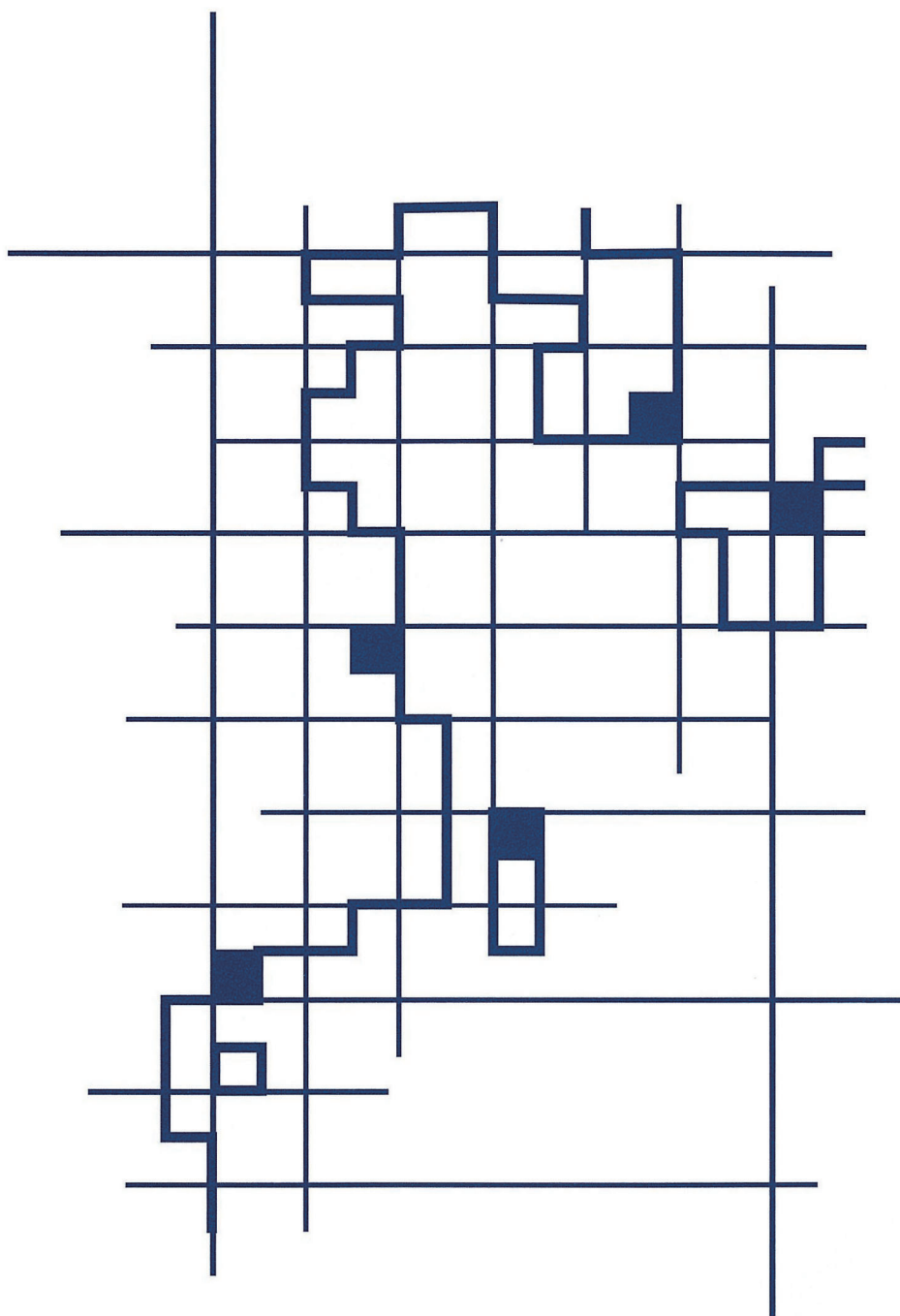
【SLRC Discussion Paper Series バックナンバー】

- Vol. 1, No. 1 社会基盤としての RFID に関する考察－非接触型 IC カードおよび無線タグの技術発展経過と実用化－, 篠崎彰彦, 浜崎陽一郎, 納富貞嘉, 井上創造, 安浦寛人, April 2004
- Vol. 2, No. 1 システム LSI 設計教育先端事例の海外調査報告, 築添 明, 林田隆則, 安浦寛人, 久住憲嗣, 井上弘士, 福田 晃, Dec. 2005
- Vol. 3, No. 1 Proceedings of “Center-of-Excellence” workshop on System LSI Design Methodology, Sep. 2006
- Vol. 3, No. 2 2005 年度 QUBE 活動記録, 安浦寛人, 築添 明, 久住憲嗣, 林田隆則, 大石淳子, 福田 晃, 中西恒夫, Sep. 2006
- Vol. 4, No. 1 大学における地域連携型プロジェクトのマネジメント－平成 18 年度情報家電活用基礎整備事業「デジタルコミュニティ実証実験事業」e-World プロジェクト－, 松本理恵, 馬場尚美, 松元祖子, 池田大輔, 井上創造, 石田浩二, 安浦寛人, Dec. 2007
- Vol. 5, No. 1 日本の情報通信技術 (ICT) の研究開発の方向に関する提言, 安浦寛人, Sep. 2009
- Vol. 6, No. 1 電子マネーの普及と今後の少額決済サービス－マイクロデータによる電子マネー普及状況の実証分析－, 中田 真佐男, Mar. 2010
- Vol. 7, No. 1 QUBE: 五年間の活動記録, 築添 明, 久住憲嗣, 林田隆則, ヴィクトル グラール, 大石淳子, 北園倫子, 財部里佳, 中西恒夫, 福田 晃, 安浦寛人, Jan. 2011
- Vol. 8, No. 1 「国民 ID 制度」および「社会保障税の番号制度」に向けた VRICS による自治体情報基盤の構築における－考察－「国民 ID 制度」および「社会保障・税の番号制度」の政府取り組み状況－, 中井俊文, Dec. 2012
- Vol. 9, No. 1 固定電話・携帯電話の普及が国際経済の発展に及ぼす影響の実証分析－ITU 長期時系列データを用いた観察－, 浦川邦夫, 篠崎彰彦, 末永雄大, May. 2013

- Vol. 10, No. 1 携帯電話の普及と1人当たりGDPの成長に関する国際比較分析—グレンジャーの因果性テストによるクロス・カントリー分析—, 篠崎彰彦, 浦川邦夫, Sep. 2014
- Vol. 11, No. 1 マイナンバー制度～マイナンバー制度とは、社会情報基盤から見た将来に向けた検討～, 中井敏文, Dec. 2015
- Vol.12, No. 1 How Low Income Countries Can Develop Service Exports to the U.S.: Evidence from Panel Data Analysis and Graphical Modeling, Akihiko SHINOZAKI, Shigehiro KUBOTA, Yudai SUENAGA, Sep.2016
- Vol.13, No. 1 Graphical modeling analysis of how investment in ICT pays off: Evidence from nationwide survey data in Japan, Akihiko SHINOZAKI, Satoshi WASHIO, Shigehiro KUBOTA, Feb. 2018
- Vol.14, No. 1 Digital innovation and analog complements: Making the digital economy prosperous, Akihiko SHINOZAKI, Jan.2019
- Vol.15, No. 1 「情報化のグローバル化」と「人材の国際移動」がサービス貿易に及ぼす影響—リーマンショック後の構造変化に関する実証分析—, 篠崎彰彦, 久保田茂裕, Feb.2020
- Vol.15, No. 2 農業におけるICTとインデックス保険～発展途上国を中心とした普及と課題～, 今村英之, 篠崎彰彦, Mar.2020
- Vol.16, No. 1 サブスクリプション型ビジネスモデルの現状と課題～デジタル型と非デジタル型の区分に注目して～, 丹羽 庸, 鷲尾 哲, Mar.2021
- Vol.16, No. 2 ケニアにおけるモバイルマネーの経済効果と普及要因—M-PESAを中心に—, 鶴見 眞子, 小野崎 彩子, Mar.2021

SLRC Discussion Paper Series について

今日、システム LSI は、研究開発、設計、生産、利用を通じて、社会のあらゆる場面に影響が及んでいる。こうした現実を踏まえて、九州大学システム LSI 研究センターは、「社会基盤としての SLI」に関する幅広い領域の調査・研究を発表する媒体として、SLRC Discussion Paper Series を不定期に刊行することとした。技術や社会の変化が激しさを増す中、このシリーズを通じて、実証実験や実態調査をもとにしたタイムリーな問題提起がなされ、専門領域の異なる研究者間の議論を活発化して、学際的な叡智結集の一助となることを願う。



**System LSI Research Center
Kyushu University**

〒814-0001
福岡県福岡市早良区百道浜3-8-33
福岡システムLSI総合開発センター3F
TEL 092-847-5188 FAX 092-847-5190

<http://www.slrc.kyushu-u.ac.jp/>