

データ利活用の進捗プロセスと成果に関する実証研究

金間大介（金沢大学融合研究域融合科学系 教授）

Examining the Relationship Between Data Analytics Strategies and Firm Performances

Daisuke Kanama

Professor, Institute of Transdisciplinary Sciences, Kanazawa University

【要旨】 データの利活用は、どのようなプロセスを辿って、経営パフォーマンスを向上させるのか？ 本研究ではこの問いに対し、独立行政法人経済産業研究所 2020 年度「データ利活用に関するアンケート調査」を用いて検証した。その結果、次の 3 点が明らかになった。第一に、データ利活用に関する戦略が策定されることで、データ利活用の体制の整備やスキル・知識の獲得が進むことが明らかになった。さらに、これらの進捗がデータの質的整備を促進し、最終的にデータ利活用の成果に結びつくことがわかった。第二に、上場企業よりも非上場企業の方が、また製造業よりも非製造業の方が、データ利活用の体制整備やスキル・知識の獲得が進みやすいことが示唆された。第三に、データ利活用に対する企業努力は、あまり新商品開発には寄与せず、既存事業における生産性、商品改良、顧客関係改善に有効であることが示された。

【キーワード】 データ利活用 プロセス 戦略 組織体制 経営パフォーマンス

【Abstract】 How do data analytics increase firm performances? What organizational processes of data analytics matter for outcomes? This study empirically examines these questions by using RIETI Questionnaire Survey regarding data utilization, and finds following three imprecations. First, strategies for data analytics promote data analytics competencies of organization and human resources, and these competencies promote quality of datasets, resulting in increase of firm performances. Second, non-listed firms and non-manufacturing firms are likely to achieve outcomes of data analytics compared to listed firms and manufacturers. Third, strategies for data analytics tend to enhance productivities for existing products and customer relations, but not for new product/service developments.

【Keywords】 Data Analytics Organizational Process Strategy Data Analytics Competency
Firm Performance

1. はじめに

データの利活用は、どのようなプロセスを辿って、経営パフォーマンスを向上させるのか？

本稿ではこの問いを、独立行政法人経済産業研究所 2020 年度「データ利活用に関するアンケート調査」¹（以降、RIETI データ利活用調査と表記）を用いて検証する。

データ利活用と経営パフォーマンスの関係に関す

る関心は、2010 年代以降に急速に高まった²。その理由は明確で、製品開発、販路開拓、顧客管理といった主要なイノベーションやマーケティング活動全般において、データ利活用は高い効力を発揮する例が多く見られるようになったためである。さらにデータ利活用は、人的資源管理や意思決定の効率化など、社内の作業効率性の向上にも寄与する（e.g. Ghase-maghaei et al., 2018）。そのため、ほぼ必然的に、世界の多くの企業がデータ利活用に関する戦略的なイニシアティブを立ち上げている（Mikalef et al.,

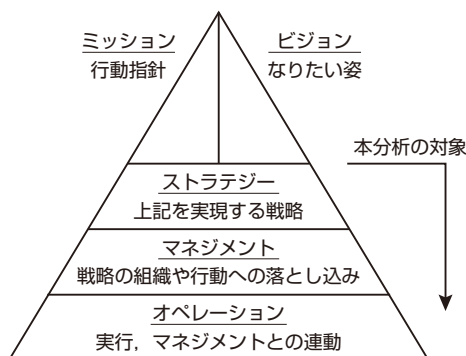
2019)。

しかしながら、どのような経路を辿って、データ利活用の能力や、その能力を基にした取組みが最終的に売上や利益などに結びつくかは、依然として不透明感が強い (Wamba et al., 2019; Mikalef et al., 2019)。そのため企業経営者は、自社のデータ利活用の能力が不足しているのか、それとも組織的な構造に欠陥があるのか、あるいはそもそも保有しているデータに問題があるのか、といった多重の問いに迷い込む。その結果、適切な対処法を見つけることができず、データに対する十分な投資効果を得ることができないまま、非効率な経営を強いられる可能性も否定できない。

以上の問題意識を踏まえ、本研究では企業におけるデータ利活用に係る戦略の策定と、その後のデータ利活用の浸透や成果との関係を計量的に分析することを目的とする。

本来、多くの企業では、経営に関する上位概念としてビジョン(なりたい姿や目指す方向性等)やミッション(会社全体の行動指針等)を掲げ、それらを実現していく方策として戦略(経営戦略や事業戦略、知財戦略等)を策定することが多い(図1)。このうち本研究では、データ利活用に係る戦略およびそれより下位層における組織的対応を興味の対象とする。すなわち、データ利活用に係る戦略が策定され、それに合わせ必要に応じた組織の改編や整備、知識の獲得、人材育成や担当者の能力構築がなされていくと考える。そしてそれらの取組みに対する進捗の結果として、具体的な事業目標の達成につながる。

図1 組織におけるビジョンやミッション、戦略のイメージと本研究の焦点



る。

本研究で用いる「データ利活用に係るアンケート調査」では、データ利活用に係る戦略やマネジメントに係る進捗状況を5段階リッカートスケールで回答を得ている。また、それらの成果に関する情報も取得している。よって構造上、戦略の策定から成果に至るまでの関係を統計的に分析することが可能である。

以上を本分析の視座とし、2つの関連した推定モデルと6つの仮説を生成した上で、重回帰分析を用いてこれを検証する。

2. 先行研究、仮説生成、推定モデル

本節では、近年におけるデータ利活用と経営パフォーマンスの関係に関する実証研究を中心にレビューし、推定モデルおよび仮説を生成する。

多くの先行研究では、データ利活用の効果は事業戦略の中に深く組み込まれて初めて発揮されることを示唆している (e.g. Wamba et al., 2019; Wamba et al., 2017)。特に経営層のコミットメントは重要で、それが担保されることでエビデンスベースな意思決定を行う組織体制が整備され、社内のデータ利活用に係るリテラシーが向上する (Coluccia et al., 2020; Santoro et al., 2021)。このことが組織内のデータ利活用を担う人材のスキルや知識の向上につながる (Ghasemaghaei et al., 2018)。

同様に、Ferraris et al. (2019) によると、データ利活用の効果は、社内のナレッジ・マネジメントと組み合わせることでより発揮する。社内ですでに知識を補完し強化するのか、それをどう活用して最適な意思決定を導くのかについて戦略的に検討し、組織内の体制の整備を進めていくことが重要となるという。

それでは、データ利活用の何が経営パフォーマンスを高めるのか。この点について、Ren et al. (2017) は、データの利活用を、データを扱う情報システムの組織的な整備(システムの信頼性、利便性、柔軟性、要求からの反応速度、個人情報管理等)と、データそのものの質(完全性、正確性、各データ・フォーマットの親和性等)に分けた上で、経営パフォーマ

ンスとの関係を検証した。その結果、両者とも経営パフォーマンスに正の影響をもたらすが、特に情報システムの組織的な整備の方が大きな効果をもたらすこと、またそのことがデータそのものの質の向上を後押しすることを示した。

以上の議論を踏まえ、次の2つの仮説を生成する。

仮説①：データ利活用に関する戦略が策定されることで、データ利活用の体制の整備やスキル・知識の獲得が進む

仮説②：データ利活用の体制の整備やスキル・知識の獲得が進むことで、データの質的整備が進む

また、データ利活用の戦略の促進は、市場における当該企業のパフォーマンスを向上させる効果を持つことが明らかになりつつある。例えば Raguseo and Vitari (2018) によると、データの利活用の促進は、参入市場における競合他社に対する自社のポジションを改善させる効果がある。特に顧客満足度の向上に対し強い効果が見られるという。同様の視点として、データ利活用は、特に競争の激しい産業において自社のポジションを有利にする可能性を持つことが示されている (Müller et al., 2018; Song et al., 2018)。

加えて Song et al. (2018) は、B to C のオンライン市場においてデータの利活用と経営パフォーマンスを検証した。その結果、やはり競争の激しい産業において特にデータ利活用の促進は有効であること、また製品の多様性に富む企業にとって高い効果を発揮することが報告されている。

以上の議論から、本研究では次の2つの仮説を追加し、これを検証する。

仮説③：データの質的整備が進むことで、データ利活用の成果が得られる

仮説④：データ利活用に関する戦略が策定されることで、データ利活用の成果が得られる

ここまでの先行研究と仮説生成を踏まえると、図2のモデルの通りとなる。具体的には「データ利活用に関する戦略の策定」がなされた上で、「体制の整備」や「スキルや知識の獲得」が進み、さらに「データの質的整備」が行われるというプロセスで各仮説は構成されている。最終的にそれらの進捗の結果として、事業活動に何らかの成果がもたらされる。

ここまでは、何らかの外的環境の変化によりデータの利活用を促進する戦略が作られ、その後データ利活用のための組織体制の整備やスキル・知識の獲得が進められるという前提に立ち、仮説と推定モデルを構築してきた。また、これらの要素が進捗した結果、データの質が向上し、最終的に経営パフォーマンスへとつながる、という流れを想定している。

しかしながら、この構造だと、データの利活用が具体的にどういった事業活動に有効で、逆にどういった事業活動には無効なのかは判断できない。また企業によっては、データ利活用のための組織体制や、スキル・知識、データの質等が整備されて初めて具体的なデータ利活用の目的が明確になる場合もあるだろう。そこで本研究では、その過程を意識し、図2のうち仮説③、④以降に変更を加えた推定モデルを図3に示す。具体的には、図2において成果と

図2 本研究の推定モデル (1)

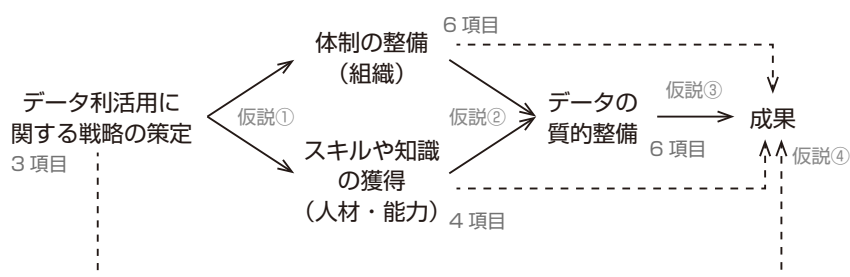
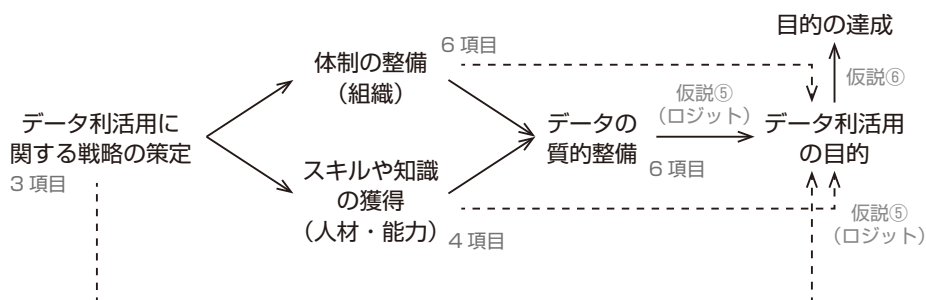


図3 本分析の推定モデル(2)



していた箇所を目的に置き換え（仮説⑤）、その達成状況までの把握を試みる（仮説⑥）。

仮説⑤：データ利活用の戦略の策定，体制整備，スキル・知識の獲得，データの質的整備が進むことで，具体的なデータ利活用の目的が明確になる

仮説⑥：データ利活用の戦略の策定，体制整備，スキル・知識の獲得，データの質的整備が進み，具体的なデータ利活用の目的に対応させることで，データ利活用の成果が得られる

3. 使用する変数と推定式

3.1. 変数

推定モデル(1)(2)に見る通り，本研究では従属変数と独立変数が仮説によって変化する複雑な関係となっている。したがって，まずはこの2つの変数を整理し，その後制御変数，推定式という順に示す。

(1) 従属変数・独立変数

本研究で用いる RIETI データ利活用調査では，2020年3月末時点での回答企業におけるデータ利活用の取組みが，どの程度進捗しているかを問う設問を設定している³。この設問は，19に及ぶデータ利活用に関する取組みについて，「強くそう思う」，「そう思う」，「どちらともいえない」，「そう思わない」，「全くそう思わない」の5段階で回答を得ている。そしてこの19項目は「戦略・方針について（データ利活用の戦略の策定）」（3項目），「実施体制・ツール

ルについて（体制の整備）」（6項目），「スキル・知識・人材について（スキルや知識の獲得）」（4項目），「データについて（データの質的整備）」（6項目）の4つの項目群に分けられている。

本研究では，これら4つの項目群のすべての回答結果を，仮説①および仮説②の従属変数と独立変数に設定した。具体的には，「データ利活用の戦略」は独立変数のみ，「体制の整備」と「スキルや知識の獲得」は，仮説①では従属変数，仮説②では独立変数という位置づけになる。また，「データの質的整備」は仮説②の従属変数となる。

仮説③，④については，4つ項目群を独立変数に，データ利活用のこれまでの成果に関する回答結果を従属変数に設定した。成果に関する設問では，回答企業におけるデータ利活用の成果について，「まだ成果は得られていない」という段階から「複数の事業で具体的成果（売上やコストダウン等）が得られている」という段階までの5段階から回答を得ており，これを活用した。

また，仮説⑤，⑥の従属変数には，2019年度において回答企業で保持しているデータの利活用の目的，ならびにその達成状況について問うた結果を用いる。「組織改革や経営戦略策定」や「人材育成・能力開発」など，8つの項目に対し，それぞれ「目的としていない」，（目的とした場合）「目標を達成していない」，「目標を達成した」，「目標以上に達成した」の4段階で回答を得ている。仮説⑤では，このうち“目的としたか否か”を従属変数として二項ロジスティック回帰を適用した。さらに仮説⑥では，“目的としたうち，どの程度目標を達成したか”を従属変数に，順序ロジットを設定し分析した。8つ

の項目が用意されているため、それぞれについて推定した。

(2) 制御変数

従属変数に影響を与えうる要因として、売上高、研究開発費（総額）、業種（製造業ダミー）、上場しているか否か（上場ダミー）、国内保有特許件数、全社的なデータ利活用担当者の有無（担当者ダミー）を用いた。

また、RIETI データ利活用調査では、他機関が保持しているデータを受領し、提携契約を結んだプロジェクトを実施した経験の有無を問うている。本研究では、この経験を持つ企業ほど、外発的にデータ利活用の戦略や人材育成等が進むと見て、制御変数に加えた。

以上の変数を表1に整理する。

(3) 推定式

本分析の基本的な推定式は、以下の構造となる。

$$performance_i = \alpha + \beta \times data_i + \sum_{k=1} \gamma_k X_i + \varepsilon_i \quad (1)$$

添え字の i はデータセットに含まれる回答企業を表す。 α , β , γ は推定するパラメータ、 ε は $N(0, \delta_\varepsilon^2)$ に従う誤差項を示している。従属変数である *performance* は、すでに説明した通りである。分析方法は最小二乗回帰（OLS）を用いた。

4. 結果と仮説検証

仮説①の推定結果を表1に示す。Model 1-1, 1-2 が体制の整備を従属変数にした結果で、Model 1-3, 1-4 がスキル・知識の獲得を従属変数にした結果である。統計的な有意水準は表の下に付した通りで、参考までに4段階で示してある。

一見して、データ利活用の戦略の策定は、体制の整備やスキル・知識の獲得に有意に働いていることがわかる。ただし、社内全体で連携するような戦略よりは、社外の組織と連携する戦略を打ち出す方が、

表1 仮説①の推定結果

体制の整備	Model 1-1	Model 1-2	スキル・知識の獲得	Model 1-3	Model 1-4
売上高	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	売上高	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
研究開発費	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	研究開発費	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
上場ダミー	-0.169* (0.069)	-0.062 (0.056)	上場ダミー	-0.311** (0.080)	-0.201** (0.069)
製造業ダミー	-0.257** (0.081)	-0.219** (0.065)	製造業ダミー	-0.218* (0.093)	-0.189* (0.081)
保有特許件数	0.018 (0.036)	0.003 (0.029)	保有特許件数	0.081* (0.041)	0.064+ (0.036)
担当者ダミー	0.461*** (0.066)	0.121* (0.057)	担当者ダミー	0.586*** (0.075)	0.253*** (0.070)
データ取得 Pj の有無	0.679*** (0.094)	0.404*** (0.078)	データ取得 Pj の有無	0.710*** (0.108)	0.441*** (0.096)
戦略①利活用を積極推進		0.149** (0.048)	戦略①利活用を積極推進		0.232*** (0.060)
戦略②社内全体で連携して利活用		0.124+ (0.059)	戦略②社内全体で連携して利活用		0.063 (0.061)
戦略③社外の組織と連携して利活用		0.251*** (0.033)	戦略③社外の組織と連携して利活用		0.214*** (0.041)
Observations	487		Observations	487	
Adjusted R ²	0.209	0.232	Adjusted R ²	0.201	0.221

+ $p < .1$, * $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$

+ $p < .1$, * $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$

有意水準が高く、かつ係数も大きい。

制御変数の中では、上場ダミーと製造業ダミーの一部でマイナスの統計的有意が見られる。すなわち、上場企業よりも非上場企業の方が、また製造業よりも非製造業の方が、データ利活用の体制の整備やスキル・知識の獲得が進みやすいことを表している。

次に仮説②の検証結果を示す（表2）。統計的な有意水準から明らかなように、体制の整備、スキル・知識の獲得が進めば進むほど、データの質的整備がなされる傾向にあることがわかる。特に、体制の整備の影響が大きく出ている。上場ダミーや製造業ダミーでは、仮説①と類似した傾向が表れている。

次に仮説③と④の検証結果を示す（表3）。データ利活用が実際の成果につながるかどうかという意味では、ここが大きなポイントとなる。推定の結果からは、データ利活用の戦略の策定、体制の整備、スキル・知識の獲得、データの質的整備がそれぞれ進むことで、データ利活用の成果は上がる傾向が見られた。

興味深いのは Model 3-6 の結果で、4つの項目群をすべて推定式に投入した場合、データの整備のみ

が0.1%の統計的有意となった。係数の大きさから、やはり企業においては戦略策定からデータの質的整備まで、いかに効率的にプロセスを次へつなげていくかで、データ利活用の成果を大きく左右する可能性がある。現状では、このプロセスは道半ばという企業も多いことから、今後も継続した取組みが重要になってくるだろう。

次に仮説⑤の検証結果を検討する。先に述べた通り、従属変数は8項目あるため、それぞれの推定結果が比較可能である。統計的な有意の関係は一見して複雑な状況にある。わかりやすいのは、「データ利活用の戦略」と「組織改革や経営戦略策定」や、「スキル・知識・人材の獲得」と「人材育成・能力開発」であろう。強く関連する項目間に統計的有意が付いており、この結果からも推定の信頼性を確認することができる。ただし、いずれも有意水準は高くない。

最後が仮説⑥の結果である。こちらも先と同様、やや複雑な印象を受けるが、より明確な結果が出ている箇所もある。

ここで着目したい点は、「生産性向上・効率化」、「既存商品の改良」「CRM」である。これらの従属変数

表2 仮説②の推定結果

データの質的整備	Model 2-1	Model 2-2	Model 2-3	Model 2-4
売上高	0.000 (0.000)	0.000 ⁺ (0.000)	0.000 (0.000)	0.000* (0.000)
研究開発費	0.000 (0.000)	0.000 ⁺ (0.000)	0.000 (0.000)	0.000* (0.000)
上場ダミー	-0.187* (0.075)	-0.062 (0.054)	0.000 (0.058)	-0.010 (0.052)
製造業ダミー	-0.326*** (0.088)	-0.133* (0.064)	-0.195** (0.067)	-0.130* (0.061)
保有特許件数	0.069 ⁺ (0.039)	0.055 ⁺ (0.028)	0.019 (0.030)	0.035 (0.027)
担当者ダミー	0.428*** (0.071)	0.084 (0.054)	0.074 (0.058)	0.019 (0.052)
データ取得 Pj の有無	0.504*** (0.101)	0.002 (0.077)	0.075 (0.081)	-0.051 (0.073)
体制の整備		0.751*** (0.036)		0.516*** (0.048)
スキル・知識の獲得			0.607*** (0.034)	0.296*** (0.042)
Observations		487		
Adjusted R ²	0.245	0.237	0.222	0.272

⁺p<.1, *p<.05, **p<.01, ***p<.001

表3 仮説③, ④の推定結果

データ利活用の成果	Model 3-1	Model 3-2	Model 3-3	Model 3-4	Model 3-5	Model 3-6
売上高	0.000** (0.000)	0.000** (0.000)	0.000* (0.000)	0.000** (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000** (0.000)
研究開発費	0.000** (0.000)	0.000** (0.000)	0.000** (0.000)	0.000** (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)
上場ダミー	-0.132 (0.126)	-0.001 (0.119)	-0.021 (0.118)	0.043 (0.119)	0.012 (0.113)	0.055 (0.113)
製造業ダミー	-0.038 (0.147)	0.033 (0.137)	0.168 (0.138)	0.125 (0.137)	0.255+ (0.132)	0.235+ (0.133)
保有特許件数	0.068 (0.064)	0.029 (0.060)	0.025 (0.060)	-0.008 (0.060)	-0.012 (0.057)	-0.020 (0.057)
担当者ダミー	0.597*** (0.118)	0.180 (0.121)	0.250* (0.117)	0.215+ (0.118)	0.211+ (0.110)	0.110 (0.116)
データ利活用の戦略の策定		0.563*** (0.067)				0.142+ (0.088)
体制の整備			0.643*** (0.075)			0.001 (0.119)
スキル・知識の獲得				0.568*** (0.066)		0.155+ (0.095)
データの質的整備					0.764*** (0.068)	0.551*** (0.109)
Observations			459			
Adjusted R ²	0.066	0.191	0.195	0.197	0.267	0.274

+ $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

はいずれも主に既存事業あるいは既存顧客を対象とした事業目標である。それらの目的の達成に対して、データ利活用の戦略の導入や、データの質的整備が強く寄与していることがわかる。

一方、それと対比して「新商品の開発」は係数も比較的小さく、また統計的有意も見られない。2019年度の時点では、データ利活用に対する企業努力は、あまり新商品開発には寄与せず、既存事業における生産性、商品改良、顧客関係改善に有効であることが示唆される。

5. まとめと本研究の課題

5.1. 本研究のまとめと3つの学術的貢献

本稿で引用する先行研究の年代が示す通り、データ利活用と経営パフォーマンスの関係に関する関心は、2010年代以降に急速な高まりを見せている。しかしながら、どのような経路を辿って、データ利活用の能力や、その能力を基にした取組みが最終的に売上や利益などに結びつくかは、依然として不明

な状態のままである。そこで本研究では、企業におけるデータ利活用に係る戦略の策定と、その後のデータ利活用の浸透や成果との関係を、RIETI データ利活用調査を用いて検証した。その結果、次の3点が明らかになった。

第一の発見事実として、2つの推定モデルで示した通り、データ利活用に関する戦略が策定されることで、データ利活用の体制の整備やスキル・知識の獲得が進むことが明らかになった。さらに、データ利活用の体制の整備やスキル・知識の獲得が進むことで、データの質的整備が進捗し、最終的にデータ利活用の成果が得られることがわかった。

このことは、データ利活用の効果は事業戦略の中に深く組み込まれて初めて発揮されることを示唆する多くの先行研究（e.g. Wamba et al., 2019; Wamba et al., 2017）と整合的である。また、特に経営層のコミットメントが重要で、それが担保されることで組織内の体制整備が進み、社員のデータ利活用に関するスキルや知識が向上するとする先行研究の報告（e.g. Coluccia et al., 2020; Santoro et al., 2021;）

表 4 仮説⑤の推定結果

データ利活用の目的	組織改革や経営戦略策定	人材育成・能力開発	生産性向上・効率化	既存商品の改良
売上高	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
研究開発費	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
上場ダミー	0.460* (0.219)	0.273 (0.213)	0.251 (0.247)	0.057 (0.218)
製造業ダミー	0.518* (0.258)	-0.009 (0.249)	0.592* (0.290)	0.455+ (0.258)
保有特許件数	0.032 (0.115)	0.063 (0.110)	0.059 (0.140)	0.157 (0.113)
担当者ダミー	-0.227 (0.224)	0.086 (0.214)	-0.296 (0.248)	-0.017 (0.222)
データ利活用の戦略の策定	0.361* (0.169)	0.131 (0.162)	0.390* (0.183)	0.283+ (0.168)
体制の整備	-0.069 (0.230)	0.076 (0.222)	0.155 (0.257)	0.086 (0.230)
スキル・知識・人材の獲得	0.420* (0.186)	0.394* (0.179)	-0.213 (0.212)	0.176 (0.185)
データの質的整備	0.065 (0.206)	0.042 (0.201)	0.426+ (0.232)	0.389+ (0.209)
Observations	467			
Cox-Snell R ²	0.099	0.102	0.118	0.129

+ $p<.1$, * $p<.05$, ** $p<.01$, *** $p<.001$

データ利活用の目的	新商品の開発	業界や市場の分析	CRM	他組織との連携構築
売上高	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000+ (0.000)
研究開発費	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
上場ダミー	-0.086 (0.217)	0.136 (0.215)	0.063 (0.222)	0.069 (0.230)
製造業ダミー	0.469+ (0.256)	0.433+ (0.254)	0.348 (0.260)	0.379 (0.265)
保有特許件数	0.153 (0.114)	0.138 (0.111)	-0.085 (0.120)	0.071 (0.118)
担当者ダミー	0.025 (0.220)	-0.081 (0.220)	0.072 (0.223)	0.122 (0.224)
データ利活用の戦略の策定	0.243 (0.167)	0.432** (0.167)	0.353* (0.169)	0.433+ (0.176)
体制の整備	0.208 (0.228)	0.290 (0.228)	0.000 (0.233)	0.257 (0.234)
スキル・知識・人材の獲得	0.256 (0.182)	-0.048 (0.183)	0.016 (0.187)	-0.064 (0.186)
データの質的整備	0.155 (0.207)	0.039 (0.206)	0.502* (0.211)	0.239 (0.215)
Observations	467			
Cox-Snell R ²	0.095	0.082	0.116	0.117

+ $p<.1$, * $p<.05$, ** $p<.01$, *** $p<.001$

表5 仮説⑥の推定結果

データ利活用目的	組織改革や経営戦略策定	人材育成・能力開発	生産性向上・効率化	既存商品の改良
売上高	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
研究開発費	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
上場ダミー	0.320 ⁺ (0.199)	0.258 (0.204)	0.460* (0.199)	0.019 (0.202)
製造業ダミー	0.242 (0.233)	-0.103 (0.241)	0.413 ⁺ (0.234)	0.464 ⁺ (0.238)
保有特許件数	0.072 (0.099)	0.065 (0.103)	0.109 (0.100)	0.105 (0.101)
担当者ダミー	-0.146 (0.200)	0.199 (0.204)	-0.133 (0.201)	0.102 (0.202)
データ利活用の戦略の策定	0.415** (0.153)	0.124 (0.156)	0.392** (0.153)	0.207 (0.155)
体制の整備	-0.118 (0.206)	0.123 (0.211)	0.005 (0.207)	0.056 (0.209)
スキル・知識・人材の獲得	0.405* (0.165)	0.394* (0.168)	-0.101 (0.165)	0.031 (0.165)
データの質的整備	0.198 (0.187)	0.170 (0.192)	0.678*** (0.190)	0.673*** (0.193)
Observations	456			
Cox-Snell R ²	0.136	0.110	0.154	0.155

⁺p<.1, *p<.05, **p<.01, ***p<.001

データ利活用目的	新商品の開発	業界や市場の分析	CRM	他組織との連携構築
売上高	0.000 ⁺ (0.000)	0.000 ⁺ (0.000)	0.000 ⁺ (0.000)	0.000 (0.000)
研究開発費	0.000 ⁺ (0.000)	0.000* (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
上場ダミー	-0.138 (0.204)	0.306 (0.201)	0.115 (0.201)	0.165 (0.229)
製造業ダミー	0.335 (0.238)	0.422 ⁺ (0.235)	0.163 (0.237)	0.276 (0.268)
保有特許件数	0.143 (0.101)	0.109 (0.100)	-0.030 (0.101)	0.105 (0.116)
担当者ダミー	0.120 (0.204)	-0.003 (0.201)	0.147 (0.201)	0.266 (0.222)
データ利活用の戦略の策定	0.187 (0.158)	0.295* (0.154)	0.364* (0.154)	0.455** (0.177)
体制の整備	0.153 (0.210)	0.300 (0.207)	-0.031 (0.209)	0.284 (0.231)
スキル・知識・人材の獲得	0.257 (0.167)	0.040 (0.165)	0.027 (0.165)	-0.063 (0.182)
データの質的整備	0.329 ⁺ (0.192)	0.243 (0.188)	0.659** (0.191)	0.419* (0.213)
Observations	456			
Cox-Snell R ²	0.143	0.132	0.167	0.166

⁺p<.1, *p<.05, **p<.01, ***p<.001

Ghasemaghaei et al., 2018)とも一定の整合性がある。

こういった先行研究に対し、本研究では、データ利活用の効果を経営パフォーマンスにつなげるためには、推定モデルに示したようなプロセスを経る必要があるという点を、新たな学術的貢献として加えることができる。このことは、表3のModel 3-6、あるいは表4や表5に表れているように、例えばデータ利活用の体制の整備だけを推し進めても大きな効果は得られにくいといった点からも確認できる。

第二の発見事実として、上場企業よりも非上場企業の方が、また製造業よりも非製造業の方が、データ利活用の体制の整備やスキル・知識の獲得が進みやすいことが示唆された。逆に、製造業の上場企業が最もデータ利活用の成果に到達しにくいということの意味する。この点については、明確な先行研究を見つけることはできず、難しい解釈となった。直感的には、上場する製造業は規模が大きく、意思決定の構造が複雑で、なおかつ多くの独立した事業部を抱えていることが、社内全体のプロセスの浸透を阻む要因となっていることが想像される。しかし、このことを明示的にするには追加の調査研究が必要となるだろう。

第三の発見事実は、データ利活用に対する企業努力は、あまり新商品開発には寄与せず、既存事業における生産性、商品改良、顧客関係改善に有効であることが示唆されたことである。この点については、多くの事業者にとって理解しやすい結果だろう。データ利活用はまだ途に就いたばかりであり、まずはできるところから、という考えが現場を支配している段階である。よって、探索的要素が強い新商品開発よりも、課題が明確な既存事業の改良・改善にデータを利活用する方が試行しやすい。逆に言えば、データ利活用を新商品開発に活かすことができるようになれば、データ利活用の能力もかなり浸透してきたと言っても過言ではないだろう。

5.2. 今後の課題

最後に、本研究の課題について触れる。本研究はまだまだ初期段階にあり、学術的に多くの課題が存在する。その中でも特に大きな課題は次の3点であ

る。

第一の点は、データ利活用の成果につながるプロセスの検証である。本稿で示した2つのプロセスは、有限の先行研究に新たな知見を交えて構築したものであり、他にも多くのプロセスが考えられる。ここには、当然逆向きのプロセスも含まれる。すなわち、データの質的整備や社内体制、スキルや知識を持った人材の確保が進むことで、全社的なデータ利活用の戦略策定につながる、という考え方である。日本の製造業のように、ボトムアップ的な風土が残る現場では、むしろこのプロセスの方が自然かもしれない。もしそうであれば欧米のトップジャーナルを中心とした先行研究から仮説生成できないのは当然である。よって、仮説検証型ではなく仮説発見型のアプローチとして、本データセットを用いた研究の再設計が求められる。

第二の点は、推定結果の解釈の深化と精緻化である。本研究では、推定結果の解釈を補完する質的な調査を、まだほとんど実施できていない。そのため、統計的に分析した結果と実際の現場の認識との乖離があるのか、またあるとしたらどのような議論が不足しているのかについても、把握できていない。本研究の結果を学術のみならず、社会的な貢献にまでつなげるためには、インタビューやワークショップといった活動を継続的に取り入れる必要がある。

第三の点として、本稿は仮説検証の形式を採用しているが、その内容は現象の実態把握に近い。そのため、より深い学術的貢献をなすためには、先行研究の理論やそうした理論で用いられている思考を踏まえ、どのような学術的・理論的な課題があるかを見定めた上で、より精緻な仮説生成・検証を行う必要がある。

注

- 1 このアンケート調査は独立行政法人経済産業研究所の研究プロジェクト「データとAI活用促進をグローバルに展開するための制度とマネジメントに関する研究—グローバルデータサプライチェーンの確立に向けて—」で行われたものである。
- 2 先行研究では、主にデータ利活用のことを data analytics、また特にデータを利活用する組織的能力を論じるときは data analytics competencyあるいは data analytics capability と表現されることが多い。文献によっては big data analytics とする場合も多いが、ほぼすべての文献において通常のデータセットとビッグデータの区別を定義づけていない。本稿においても、企業が扱うデータセットがビッグデータかどうかは区別せず、すべてデー

タリ活用と表記する。

3 詳細な記述統計については、渡部ほか（2021）を参照されたい。

参考文献

- Coluccia, D., Dabic, M., Del Giudice, M., Fontana, S. and Solimene, S. (2020) "R&D innovation indicator and its effects on the market: an empirical assessment from a financial perspective", *Journal of Business Research*, Vol. 119, pp. 259-271.
- Ferraris, A., Mazzoleni, A., Devalle, A. and Couturier, J. (2019) "Big data analytics capabilities and knowledge management: impact on firm performance", *Management Decision*, Vol. 57, No. 8, pp. 1923-1936.
- Ghasemaghaei, M., Ebrahimi, S. and Hassanein, K. (2018) "Data analytics competency for improving firm decision making performance", *The Journal of Strategic Information Systems*, Vol. 27, No. 1, pp. 101-113.
- Mikalef, P., Boura, M., Lekakos, G. and Krogstie, J. (2019) "Big data analytics and firm performance: Findings from a mixed-method approach", *Journal of Business Research*, Vol. 98, pp. 261-276.
- Müller, O., Fay, M. and Brocke, J. (2018) "The effect of big data and analytics on firm performance: An econometric analysis considering industry characteristics", *Journal of Management Information Systems*, Vol. 35, No. 2, pp. 488-509.
- Raguseo, E. and Vitari, C. (2018) "Investments in big data analytics and firm performance: an empirical investigation of direct and mediating effects", *International Journal of Production Research*, Vol. 56, No. 15, pp. 5206-5221.
- Ren, S.J., Wamba, S.F., Akter, S., Dubey, R. and Childe, S.J. (2017) "Modelling quality dynamics, business value and firm performance in a big data analytics environment", *International Journal of Production Research*, Vol. 55, No. 17, pp. 5011-5026.
- Santoro, G., Thrassou, A., Bresciani, S. and Del Giudice, M. (2021) "Do knowledge management and dynamic capabilities affect ambidextrous entrepreneurial intensity and firms' performance?", *IEEE Transactions on Engineering Management*, Vol. 68, No. 2, pp. 378-386.
- Song, P., Zheng, C., Zhang, C. and Yu, X. (2018) "Data analytics and firm performance: An empirical study in an online B2C platform", *Information & Management*, Vol. 55, pp. 633-642.
- Wamba, S.F., Gunasekaran, A., Akter, S., Ren, S.J., Dubey, R. and Childe, S.J. (2017) "Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities", *Journal of Business Research*, Vol. 70, pp. 356-365.
- Wamba, S.F., Akter, S., Trinchera, L. and De Bourmont, M. (2019) "Turning information quality into firm performance in the big data economy", *Management Decision*, Vol. 57, No. 8, pp. 1756-1783.
- 渡部俊也・平井祐理・吉岡（小林） 徹・金間大介・立本博文・古谷真帆・永沼麻奈香（2021）「企業において発生するデータの管理と活用—質問票調査による実態把握」 *RIETI Discussion Paper Series* 21-J-017.