

データ活用が事業所の労働生産性に与える影響の 目的別分析

ーJP-MOPS アンケート調査と経済センサスの個票データを用いた検証ー

鷲尾哲、藤井秀道、篠崎彰彦

February 2024



内閣府経済社会総合研究所
Economic and Social Research Institute
Cabinet Office
Tokyo, Japan

新ESRIワーキング・ペーパー・シリーズは、内閣府経済社会総合研究所の研究者および外部研究者によってとりまとめられた研究試論です。学界、研究機関等の関係する方々から幅広くコメントを頂き、今後の研究に役立てることを意図して発表しております。

論文は、すべて研究者個人の責任で執筆されており、内閣府経済社会総合研究所の見解を示すものではありません。

The views expressed in “New ESRI Working Paper” are those of the authors and not those of the Economic and Social Research Institute, the Cabinet Office, or the Government of Japan.

データ活用が事業所の労働生産性に与える影響の目的別分析¹ JP-MOPS アンケート調査と経済センサスの個票データを用いた検証²

鷲尾哲³、藤井秀道⁴、篠崎彰彦⁴

要旨

本研究では、日本国内の卸売業、道路貨物運送業の労働生産性に影響を与えている要因を、内閣府経済社会総合研究所が2018年度に実施したアンケート調査「組織マネジメントに関する調査（MOPS）」と平成28年経済センサス活動調査の個票データをマッチングさせて実証分析した。具体的には、事業所におけるデータ活用の目的を、増収を目的とした需要予測、投資判断、新商品・新サービスの設計立案、広告・宣伝、効率化を目的とした仕入・出荷・在庫管理・流通、バックオフィス業務に6分類したうえで、データ活用が事業所の労働生産性に与える影響を生産関数モデルで検証した。その結果、第1に、卸売業では、仕入れ等の効率化目的でのデータ活用に積極的な事業所ほど労働生産性が高い一方、需要予測など増収目的でのデータ活用は効果が出ていないこと、第2に、道路貨物運送業では、増収を目的としたデータ活用に総合的に取り組んでいる事業所ほど労働生産性が高いこと、などが明らかになった。業種やデータ活用の目的によって異なる結果となり、卸売業では各種調整や判断における効率化が重要であること、道路貨物運送業では特定の目的だけではなく幅広くデータを活用することの重要性が示唆される。

キーワード

データ活用、労働生産性、MOPS、経済センサス活動調査、卸売業、道路貨物運送業

¹ 本稿の執筆に際しては、社会情報学会九州・沖縄支部の ICT 経済研究会において、内閣府経済社会総合研究所の村山裕所長、同丸山達也総括政策研究官、九州大学大学院経済学研究院の中石知晃講師、情報通信総合研究所の手嶋彩子主席研究員から示唆に富む貴重なコメントをいただいたほか、内閣府経済社会総合研究所の堀展子特別研究員からは有益な助言を頂戴した。これらの方々はこの場を借りて厚く御礼申し上げたい。なお、本稿に含まれる誤りは、すべて筆者らの責に帰するものである。

² 組織マネジメントに関する調査（Management and Organizational Practices Survey: MOPS）は、組織のマネジメントの質を定量化し、生産性などとの関係を検証する調査で、米国を始めとして国際的な連携で実施されている。日本では内閣府経済社会総合研究所と一橋大学が共同で 2016 年に日本版 MOPS（JP-MOPS）の取り組みが始まった。詳しくは杉原(2017)、大山(2019)参照。

³ 情報通信総合研究所

⁴ 九州大学

目次

1. はじめに：研究の背景と目的
2. 先行研究と本研究の位置付け
 - 2-1. データ活用の効果に関連した先行研究
 - 2-2. 本研究の位置付け
3. 分析のフレームワークとモデルの特定化
 - 3-1. 分析のフレームワーク
 - 3-2. モデルの特定化
4. 分析に用いるデータとその観察
 - 4-1. 分析に用いる個票データの概要
 - 4-2. データ観察
5. 生産関数モデルの分析結果
 - 5-1. 卸売業の分析結果
 - 5-2. 道路貨物運送業の分析結果
6. おわりに：結論と今後の課題

1. はじめに：研究の背景と目的

日本経済は少子高齢化の進展により、労働力不足の深刻化や国内市場の縮小、国際競争力の低下など様々な課題に直面している。デジタル技術が急速に発展する中、政府はデジタルが社会課題を解決する鍵であり、新たな価値を生み出す源泉になるとの認識のもと、2021年にデジタル田園都市国家構想を発表した。構想では、民間部門におけるデータ活用を後押しするべく、データ連携基盤の構築、数理・データサイエンス・AI教育の推進などデータの整備・利活用を推進するための取組が盛り込まれている。

データ活用はビジネスの様々な場面において進んでいるものの、総務省(2023a)の調査結果によると、日本企業におけるパーソナルデータの活用状況は、米国、ドイツ、中国企業に比べて低調であり、諸外国と比べるとデータ活用が遅れている。また、スイスのビジネススクール IMD (International Institute for Management Development) が毎年公表している「世界デジタル競争力ランキング (World Digital Competitiveness Ranking)」には「ビッグデータとアナリティクスの活用 (Use of big data and analytics)」という項目があるが⁵、2023年版の日本の順位は64カ国中64位と最下位になっており、この結果からも日本企業のデータ活用が進んでいない状況が浮き彫りになる。生成AIを中心としたAI技術の発展・普及によって、今後はさらにデータの重要性が増していくと見込まれ、長きにわたって低迷している日本経済を復活させるためには、コロナ禍を機にデジタル化が一気に進んだ今をチャンスと捉え、積極的な取り組みを進めることが望まれる。

データを巧みに活用して生産性を向上させるためには、大きく分けて2つの方法が考えられる。1つは効率化・最適化によってコストを削減する方法、もう1つは製品・サービスの高付加価値化や新製品・サービスの開発等によって付加価値を増加させる方法である。データ活用に関連するICT投資の目的を観察すると、日本では「業務効率化/コスト削減」を挙げる企業が多く、「製品・サービスの開発強化」や「事業内容/製品ライン拡大」といった付加価値を増加させるような目的は低調となっている(総務省, 2023b)。データ活用についても、同様の傾向があると推察されるため、データ活用の促進を検討する上でも、生産性との関係を目的別に掘り下げて実態把握することが欠かせない。以下、本稿では、生産性向上が急務となっている卸売業と道路貨物運送業を対象に、データ活用の効果を目的別に掘り下げて分析する。

2. 先行研究と本研究の位置付け

2-1. データ活用の効果に関連した先行研究

データ活用による生産性や業績への影響については、これまでも多くの分析がなされてきた。

Brynjolfsson, et al. (2011) は、McKinsey 社と共同で実施したアンケート結果をもとに大手上場企業 179 社の財務情報とマッチングさせたデータセットをもとにデータ駆動型の意思決定 (Data-Driven Decision Making、以下 DDD) の効果を分析し、DDD を採用している企業は生産性が 5~6% 高いことを明らかにした。また、Brynjolfsson and McElheran (2019) では、米国の製造業を対象とした US-MOPS の結果を用いて DDD 指標や分析指標と生産性との関係が分析されており、DDD とデータ分析の採用はともに生産性に対しプラスの効果があること、2010-2015 年は 2005-2010 年

⁵ オピニオン調査において、企業は意思決定をサポートするためにビッグデータと分析を用いるのが得意かどうかを質問し、[0-10]で回答を得たものである。

と比較すると DDD の採用による効果が弱まっていること、などが検証されている。

その他、Bakhshi, et al. (2014)は、英国企業のオンラインデータ活用と生産性との関係进行分析し、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ことを、また、Ghasemaghaei (2021)は、ビッグデータの主な特徴であるデータ量、データ速度、データの多様性の効果を分析し、データの多様性が価値の生成を改善する一方、データ量とデータ速度は影響しないこと、などをそれぞれ明らかにしている。

データ分析ツールやソリューションに焦点を当てた分析として、Müller, et al. (2018) では、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が生産関数モデルの推定で分析されており、ビッグデータ解析資産は売上高を 4%程度増加させることなどが明らかにされている。

さらに最近では企業規模別の研究もなされている。Bar-Gill, et al. (2023) では、データ分析と DDD の重要性が増しているものの、大企業に比べて中小企業では活用が遅れているとの認識のもと、中小企業におけるデータ分析ツールの効果について、検証がなされている。その結果、データ分析ツールの導入が DDD の増加と関連すること、分析ツールの利用によって電子商取引事業者の収益を平均 3.6%増加させることなどが明らかにされた。

日本での実証研究も進んでいる。大山他 (2021) では、卸売業を含む非製造業を対象にデータ利活用⁶と労働生産性、イノベーション活動との関係が分析されており、データ利活用とイノベーション活動との間には関係性がみられるものの、データ利活用と労働生産性との間には関係性は見出されなかった。Fujii, et al (2023)、Nishizaki, et al (2021) でもデータ利活用によるイノベーションへの影響についての分析がなされており、データ利活用はイノベーション活動の活発さと関係しており、その影響は業種・部門や意思決定における分権の程度等によって異なることなどが明らかになっている。また、鷲尾・篠崎 (2021) は、企業におけるデータの活用状況を容量及び件数に区別して変数化し、付加価値との関係进行分析した結果、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、容量や件数がそれぞれ 1%増加すると付加価値が 0.04～0.07%程度高まることなどを明らかにしている。

2-2. 本研究の位置付け

このように、データ分析やデータを活用した意思決定の影響に着目した研究は既に多くなされており、その効果が検証されているものの、データ活用の目的を明示的に区別した上で、収益や生産性への影響をより詳細に分析した実証研究は必ずしも十分には蓄積されていない。データの活用領域を「経営全般」、「企画、開発、マーケティング」、「生産、製造」、「物流、在庫管理」、「保守、メンテナンス」の 5 つに分けた上で、データ活用の効果達成率を算出した総務省 (2015) の報告によると、これらの 5 つの領域で効果達成率には 10 ポイント以上の差がみられる。この結果を踏まえると、データ活用を一括りにするのではなく、どのような場面・目的で活用されている

⁶ 事業分野ごとのデータ利用の程度を指標にしている。

のかより細分化した上で、収益や生産性への影響を分析しなければ、データ活用の効果を見誤る可能性がある。

そこで、本稿では、内閣府経済社会総合研究所が全国の事業所を対象に実施した「組織マネジメントに関する調査（平成 30 年度）」のアンケート結果と総務省・経済産業省「平成 28 年経済センサス - 活動調査」から、卸売業、道路貨物運送業の個票データを結合し、事業所における目的別のデータ活用が労働生産性に与える影響を検証する。

3. 分析のフレームワークとモデルの特定化

3-1. 分析のフレームワーク

本研究では、内閣府経済社会総合研究所が実施した「組織マネジメントに関する調査（平成 30 年度）」の対象となった全国の従業員数 30 人以上で、開設時期が平成 25 年以前の卸売業、道路貨物運送業、医療業のうち、卸売業、道路貨物運送業のアンケート個票データを用いて、次の 2 つの要因を設定した分析を行った。図 1 に本分析のフレームワークを示す。

第 1 は「データ活用」の要因であり、アンケート結果から「データの利用状況（目的別）」、「データの利用頻度」、「予測分析の頻度」、「予測分析をする際の AI 利用有無」を用いた。第 2 は「組織体制」の要因であり、「従業員（管理職・一般従業員）の学歴」、「事業所区分⁷」、「事業所規模」を用いた。これらの 2 つの要因については 2013 年時点における状況を、事業所の労働生産性については 2015 年時点のデータを用いて分析することによって、データ活用に積極的な事業所の特徴を明らかにする⁸。

（図 1）

なお、データの利用状況については、アンケート調査において①需要予測、②投資判断、③新商品や新サービスの設計立案、④広告・宣伝、⑤仕入・出荷・在庫管理・流通、⑥バックオフィス業務の 6 つの事業活動にデータ分析の結果をどの程度役立てているのかを確認している。また、アンケート調査ではデータを図 2 のように定義しており、電子化されているか否かには拘らず、形式化された数値・文字・記号・画像・音声全般を指している。

（図 2）

3-2. モデルの特定化

本稿の分析では、データ活用が事業所の労働生産性に与える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、資本と労働に 1 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モデルを推定する。

$$Y = AK^{\alpha}L^{\beta}e^{ICT_Variables}e^{Dmy}, \quad \alpha + \beta = 1 \quad \cdots(1)$$

ここで、 Y は付加価値、 K は資本、 L は労働、 $ICT_Variables$ は今回検証したいデータ活用に関する変数、 Dmy は組織体制に関するダミー変数である。付加価値 Y は売上－費用総額＋給与総額＋

⁷ 単独事業書か否かを区別した。

⁸ 企業の様々な取り組みが業績面に効果をもたらすのには 3 年程度の時間差があることが川上・浅羽（2015）の研究で明らかとなっており、本研究についても時間差を意識して対象年を設定した。

福利厚生費（退職金を含む）＋動産・不動産賃貸料＋減価償却費＋租税公課＋支払利息等によって算出し、資本 K は「減価償却費×残存耐用年数」で簡易的に推計した値⁹、労働 L は常用雇用者数とした。(1) 式の両辺で対数をとった次の (2) 式を推定する。

$$\ln\left(\frac{Y}{L}\right) = \ln(A) + \alpha \ln\left(\frac{K}{L}\right) + ICT_Variables + Dmy \quad \cdots (2)$$

上記の推定式における被説明変数は、付加価値を労働で除した値であり、雇用者 1 人あたりの付加価値、つまり労働生産性を表している。労働生産性の高い事業所がデータ活用の状況や組織体制において、どのような特徴を有しているのかを推定することを目的としたモデルである。

なお、既述のとおり、企業のデータ活用に関する様々な取り組みが業績面の効果に結びつくまでには時間を要すると考えられるため、(2) 式の被説明変数と説明変数の $ICT_Variables$ との間には 2 年のタイムラグを設定している（脚注 8 参照）。

4. 分析に用いるデータとその観察

4-1. 分析に用いる個票データの概要

上記 (2) の生産関数モデル分析で用いるデータは、「組織マネジメントに関する調査（平成 30 年度）」と総務省・経済産業省「平成 28 年経済センサス - 活動調査」の個票データである。組織マネジメントに関する調査は郵送方式で 2018 年 10 月から 2019 年 4 月にかけて実施され、郵送先は、卸売業（12,277 事業所）、道路貨物運送業（3,725 事業所）、回答数は卸売業（3,813 事業所）、道路貨物運送業（1,286 事業所）であった¹⁰。得られた回答の中で、「平成 28 年経済センサス - 活動調査」の個票データとマッチングでき、付加価値、資本、労働に関するデータが得られた事業所として、卸売業（368 事業所）、道路貨物運送業（155 事業所）を分析対象とした¹¹。

4-2. データ観察

分析に用いるデータについて、まず、事業所におけるデータの活用状況を確認する（図 3）。卸売業、道路貨物運送業ともに「ある程度データを利用している」と回答した事業所が過半数を超えて最も多く、両業種でデータの活用状況については大きな差はみられなかった。データの活用

⁹ 総務省・経済産業省「平成 28 年経済センサス - 活動調査」では資本ストックに関するデータがないため、減価償却費に残存耐用年数を乗じることによって推計した。残存耐用年数は、財務省「法人企業統計年報」の卸売業、陸運業における 2015 年度の固定資産（有形固定資産＋無形固定資産）÷減価償却費で求めた。

¹⁰ 医療業は 5,161 事業所に郵送し、1,650 事業所から回答を得たが、診療報酬制度など制度的な要因が業績に与える影響が大きく、生産性分析にはなじみにくいと判断したため対象外とした。

¹¹ 卸売業では 2,901 事業所がマッチングでき、道路貨物運送業では 956 事業所がマッチングできた。それぞれマッチングできた JP-MOPS 対象事業所及び本稿の分析対象とした事業所の分布、基本統計量（売上、常用雇用者数）は補足資料を参照。また、本稿の分析対象と総務省・経済産業省「平成 28 年経済センサス - 活動調査」全体を比較すると、卸売業の従業員数は、分析対象が平均 48.6 人、全体が平均 11.4 人、道路貨物運送業は、分析対象が平均 59.1 人、全体が平均 24.6 人となっており、両業種とも全体に比べて規模の大きな事業所を分析対象としている。これは売上や減価償却費等を回答できる本社や拠点となる事業所に限定しているためだと考えられる。ただ、常用雇用者数が 200 人を超えるような大規模事業所は分析対象にほとんど含まれていない（両業種とも 1 事業所のみ）点には留意を要する。

状況と労働生産性との関係を見ると、卸売業ではデータの利用が進んでいる事業所は生産性が高い傾向がみられる一方、道路貨物運送業ではデータの利用状況と生産性との間には明確な関係性はみられなかった¹²。

(図 3)

次に、データを使った予測分析の利用状況を確認する(図 4) 卸売業は「利用していない」事業所が約 3 割、「毎月 1 回程度」利用している事業所が約 3 割と多かった。予測分析を「ほぼ毎日」利用している事業所は 1 割弱存在するものの生産性は低く、毎週 1 回や毎月 1 回といった一定の間隔で利用している事業所では生産性が高い傾向がみられた。道路貨物運送業は予測分析を「利用していない」事業所が約 4 割と最も多く、次いで「毎月 1 回程度」利用している事業所が約 3 割であった。生産性との関係については、いずれの利用頻度でも大きな差はみられなかった。

(図 4)

5. 生産関数モデルの分析結果

以上のデータ観察を踏まえて、データ活用及び組織体制が、卸売業、道路貨物運送業における労働生産性にどのような影響を与えているかについて、既述の生産関数モデルを推定する。説明変数は、表 1 のとおりで、データ活用に関する変数を変えた 3 本の生産関数モデルを推定する。

(表 1)

5-1. 卸売業の分析結果

卸売業について、モデルの推定に用いた各変数の基本統計量(サンプルサイズ、平均値、標準偏差、最小値、最大値)は表 2 のとおりであり、データ分析結果の利用状況は目的によって差があることがわかる。また、データ活用に比べ、予測分析をする際に AI を利用している事業はごくわずかであることがわかる。

(表 2)

まず、データ活用及び組織体制に関するすべての変数を入れた生産関数モデルを推定した。事業特性の違いを考慮するため¹³、部門(繊維・衣料品、飲食料品、建築材料、機械器具等)ダミーを入れたモデルを推定した¹⁴。また、「データの利用頻度」、「データ分析結果の利用状況」については、情報源別及び目的別の平均スコアを用いた。推定の結果は表 3(a)であり、データ活用に関する変数では「データの利用状況」が、組織体制に関する変数では「一般従業員の大卒以上の割合」が労働生産性に対して有意にプラスとなった。一方、「データの利用頻度」や「予測分析の頻度」は有意となっておらず、データ観察(図 4)でみたとおり、頻繁すぎるデータ活用はコスト増や情報過多を引き起こしている可能性も考えられる。また、「データ分析結果の利用状況」については 6 つある目的の平均スコアを用いており、より詳細に影響を検証するためには、平均スコアではなく、目的を区別して分析する必要がある。

¹² データの利用頻度(情報源別)、データ分析結果の利用状況(目的別)、学歴との関係については、補足資料を参照のこと。

¹³ Fujii, et al (2023)では、卸売業における業務管理及びデータ利活用がイノベーションに与える影響を分析しており、業務効率化に影響を与える要因は部門(繊維・衣料品、飲食料品、建築材料、機械器具)によって異なることが明らかになっている。

¹⁴ サンプルサイズが小さいため、部門別に推定はせず、ダミー変数を入れたモデルで推定した。

(表 3a)

そこで、「データ分析結果の利用状況」を Output（増収思考）、Input（効率化思考）に分けたモデルを推定した¹⁵。推定の結果は表 3(b)であり、「データの利用状況」、「データ分析結果の利用状況（Input）」が労働生産性に対して有意にプラス、「データ分析結果の利用状況（Output）」は有意にマイナスとなった。この結果から卸売業では効率化という観点では効果が出ているものの、増収という観点ではデータ活用の効果が出ていないと考えられる。また、「一般従業員の大卒以上の割合」も有意にプラスであり、データ活用の取組に影響している可能性がある¹⁶。

(表 3b)

最後に、「データ分析結果の利用状況」を目的別に変数にしたモデルを推定した。推定の結果は表 3(c)であり、「仕入・出荷・在庫管理・流通」におけるデータ分析結果の利用がプラスに有意となった。これは卸売業の根幹をなす業務であり、各種調整や判断においてデータを活用した適切な対応ができていない事業所は生産性が高いと推察される。一方「広告・宣伝」はマイナスに有意であり、業種の特性上、この目的におけるデータを活用した取り組みは効果を発揮しにくいものと推察される¹⁷。

(表 3c)

5-2. 道路貨物運送業の分析結果

道路貨物運送業について、モデルの推定に用いた各変数の基本統計量（サンプルサイズ、平均値、標準偏差、最小値、最大値）は表 4 のとおりであり、データ分析結果の利用状況は目的によってそれほど差がみられなかった。

(表 4)

まず、データ活用及び組織体制に関するすべての変数を入れた生産関数モデルを推定した¹⁸。推定の結果は表 5(a)であり、データ活用に関する変数はいずれも有意ではなく、組織体制に関する変数では「事業所規模」が労働生産性に対してマイナスに有意となった。有意にプラスな変数があった背景には、現場での作業が中心であるため、データ活用による意思決定よりも現場における臨機応変さが求められる業種であることが一因だと考えられる。ただ、「データ分析結果の利用状況」については 6 つある目的の平均スコアを用いており、卸売業と同様に、より詳細に影響を検証するためには、平均スコアではなく、目的を区別して分析する必要がある。

(表 5a)

そこで、「データ分析結果の利用状況」を Output（増収思考）、Input（効率化思考）に分けたモ

¹⁵ Output（増収思考）は需要予測、投資判断、新商品や新サービスの設計立案、広告・宣伝の平均スコア、Input（効率化思考）は仕入・出荷・在庫管理・流通、バックオフィス業務の平均スコアを用いた。

¹⁶ ただ、「データの利用状況」や「データ分析結果の利用状況」と「一般従業員の大卒以上の割合」との交差項を入れた分析を行ったものの有意性は確認できなかった。

¹⁷ 本稿の分析は事業所単位の分析結果である点には注意を要する。西崎他（2024）では企業単位で同様の分析を行っており、Output 思考でのデータ活用が付加価値に対してプラスに有意という結果が得られている。需要予測や投資判断は全社的に検討するものであり、事業所としてではなく、企業全体として取り組むことで効果が得られることは十分に考えられる。

¹⁸ 卸売業の分析と同様に「データの利用頻度」、「データ分析結果の利用状況」については、情報源別及び目的別の平均スコアを用いた。

デルを推定した¹⁹。推定の結果は表 5(b)であり、「データ分析結果の利用状況 (Output)」が労働生産性に対して有意にプラスとなった。この結果は卸売業とは逆であり、効率化という観点では効果が出ていないものの、増収という観点ではデータ活用の効果が出ていると考えられる。

(表 5b)

最後に、具体的にどのような目的でのデータ活用が効果的であるのかについて検証するため、「データ分析結果の利用状況」を目的別に変数にしたモデルを推定した。推定の結果は表 5(c)のとおりである。Output (増収思考) である「需要予測」、「投資判断」、「新商品や新サービスの設計立案」、「広告・宣伝」の係数はプラスであったものの、有意性は認められなかった。この結果からは、特定の目的だけに絞ったデータ活用ではなく、増収を目的とした総合的なデータ活用によって効果が得られているのではないかと考えられる。

(表 5c)

6. おわりに：結論と今後の課題

以上、本稿では、国内卸売業と道路貨物運送業に焦点を当て、全国の事業所を対象としたアンケート調査と総務省・経済産業省「平成 28 年経済センサス - 活動調査」の個票データをマッチングし、データ活用の取組が生産性に与える影響について、6 つに分類した目的別に分析した。データの観察と生産関数モデルによる分析結果から得られた考察を下記にまとめる。

まず、データ活用を取り巻く現状として、卸売業では約 8 割、道路貨物運送業では約 6 割の事業所で、ある程度以上のデータ活用が行われていることが判明した。ただし、データを使った予測分析については、両業種ともに 3 割以上の事業所で実施されておらず、データ活用の取組と言っても事業所によってその内容や程度は異なる様子が窺える。

卸売業における分析結果からは、仕入・出荷・在庫管理・流通の効率化を目的としたデータ活用に積極的な事業所ほど労働生産性が高いこと、他方で、需要予測など増収を目的としたデータ活用は効果が出ていないこと、さらに、一般従業員における大卒以上の比率が高いほど労働生産性が高いことが明らかになった。総務省(2018)でも指摘されているように、日本企業は ICT を業務効率化やコスト削減の実現手段（いわゆる「守りの」ICT）と位置づける傾向があり、今回の分析結果からも、この傾向が確認されたと言える。その意味で、今後の更なる生産性向上に向けては、ビジネスモデルの変革による付加価値向上など、いわゆる「攻めの」ICT が求められ、データ活用をその手段にすることが望まれる。

道路貨物運送業における分析結果からは、需要予測などの増収を目的としたデータ活用に総合的に取り組んでいる事業所ほど労働生産性が高いことが明らかになった。その一方で、効率化を目的としたデータ活用や人材の質（学歴）については労働生産性との明確な関係性が確認できなかった。規模の比較的小さな道路貨物運送業では、ルート変更や現場での臨機応変な対応など、学歴よりも長年の経験に基づく技能に頼る部分も大きいとみられ、仕入・出荷・在庫管理・流通でのデータ活用が進むことによって生産性の向上に貢献できると考えられる。

¹⁹ 卸売業の分析と同様に Output (増収思考) は需要予測、投資判断、新商品や新サービスの設計立案、広告・宣伝の平均スコア、Input (効率化思考) は仕入・出荷・在庫管理・流通、バックオフィス業務の平均スコアを用いた。

なお、本稿の分析で用いた個票データの一部は、回答者の主観的な認知によるものであることに留意する必要がある。特に、目的別のデータ分析結果の利用状況については、より詳細かつ客観的なデータとして把握することができれば、さらに精緻な分析が可能となる。また、本研究は「平成 28 年経済センサス - 活動調査」による単年データの分析であるため、事業所間のクロスセクションによる労働生産性の差異のみを検証しており、労働生産性の「変化」は分析できていない。この点について、「組織マネジメントに関する調査」では、2013 年及び 2018 年の 2 時点の状況が回答されており、効果が出るまでのタイムラグを考慮に入れて、「令和 5 年経済センサス - 活動調査」とマッチングさせたパネルデータ分析を行えば、さらに頑健な実態の解明につながると考えられる。これらの点は、本研究に残された今後の課題として記しておきたい。

参考文献

- Brynjolfsson, Erik, Hitt Lorin M and Kim Heekyung Hellen (2011) “Strength in numbers: How does data-driven decision-making affect firm performance?” *Rotman School of Management Working Paper*, No.1819486, pp.1-33.
- 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.
- Brynjolfsson, Erik, McElheran Kristina (2019) “Data in Action:Data-Driven Decision Making and Predictive Analytics in U.S. Manufacturing,” *Rotman School of Management Working Paper*, No.3422397, pp.1-49.
- Bar-Gill, Sagit, Brynjolfsson Erik and Hak Nir (2023) “Helping Small Businesses become more Data-Driven: A Field Experiment on eBay,” *NBER Working Paper*, No.31089, pp.1-56.
- 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.
- Fujii, Hidemichi, Satoshi Washio, Akihiko Shinozaki (2023) “Impact of business management and data utilization on process innovation in the Japanese wholesale industry,” *SN Business & Economics*, Vol.3(9), pp.1-21.
- Nishizaki, Fumihira, Masaaki Maruyama, Shuichi Matsuta, Kyoko Deguchi, Nobuko Hori and Ryo Kitagawa (2021) “The Impact of Data Activities on Innovation Performance in Service Industries,” *New ESRI Working Paper*, vol.53, pp.1-71.
- Ghasemaghaei, Maryam (2021) “Understanding the impact of big data on firm performance: The necessity of conceptually differentiating among big data characteristics,” *International Journal of Information Management*, Volume 57.
- 大山睦 (2019) 「生産性とマネジメントのあり方」『地域経済経営ネットワーク研究センター年報 8』 pp.76-79.
- 大山睦、北川諒、堀展子 (2021) 「データや AI の利用は生産性とイノベーションに結びつくのか」『一橋ビジネスレビュー』 68 巻 4 号, pp.24-50.
- 川上淳之・浅羽茂 (2015) 「組織改革は生産性に影響するか？」経済産業研究所, *RIETI Discussion Paper Series*, 15-J-048, pp.1-26.
- 杉原茂 (2017) 「マネジメントに関する調査研究について」『経済分析』 第 192 号, pp. 125-145.
- 総務省(2015)『平成 27 年情報通信に関する現状報告』(平成 27 年版情報通信白書)。
- 総務省(2018)『平成 30 年情報通信に関する現状報告』(平成 30 年版情報通信白書)。
- 総務省(2023a)『令和 5 年情報通信に関する現状報告』(令和 5 年版情報通信白書)。
- 総務省(2023b)『「国内外の ICT 市場の動向等に関する調査研究の請負 報告書」』。
- 西崎文平、丸山雅章、堀展子 (2024) 「卸売業におけるデータの利活用と生産性」内閣府経済社会総合研究所, *New ESRI Working Paper*, No.69, pp.1-31.
- 鷲尾哲、篠崎彰彦 (2021) 「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～」 *SLRC Discussion Paper Series*, Vol.17(1), pp.1-16.

図表一覧

図 1. 分析のフレームワーク

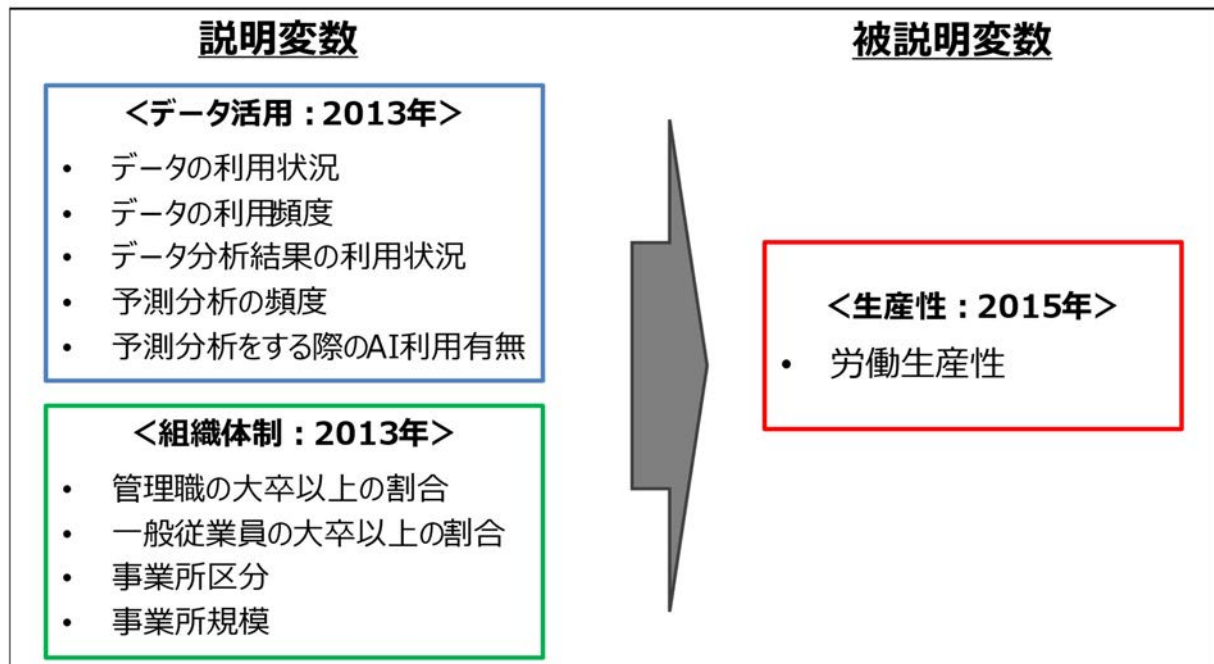


図 2. MOPS 調査における用語（データ）の定義

- 「データ」とは、伝達、解釈又は処理に適するように形式化された数値・文字・記号・画像・音声などを指します。
- 「意思決定」とは、経営層による事業所全体の方針決定から、日々の事業所活動に必要な現場での判断まで、事業所活動を進める上で必要なすべての決定を含みます。

図 3. データの利用状況と労働生産性との関係

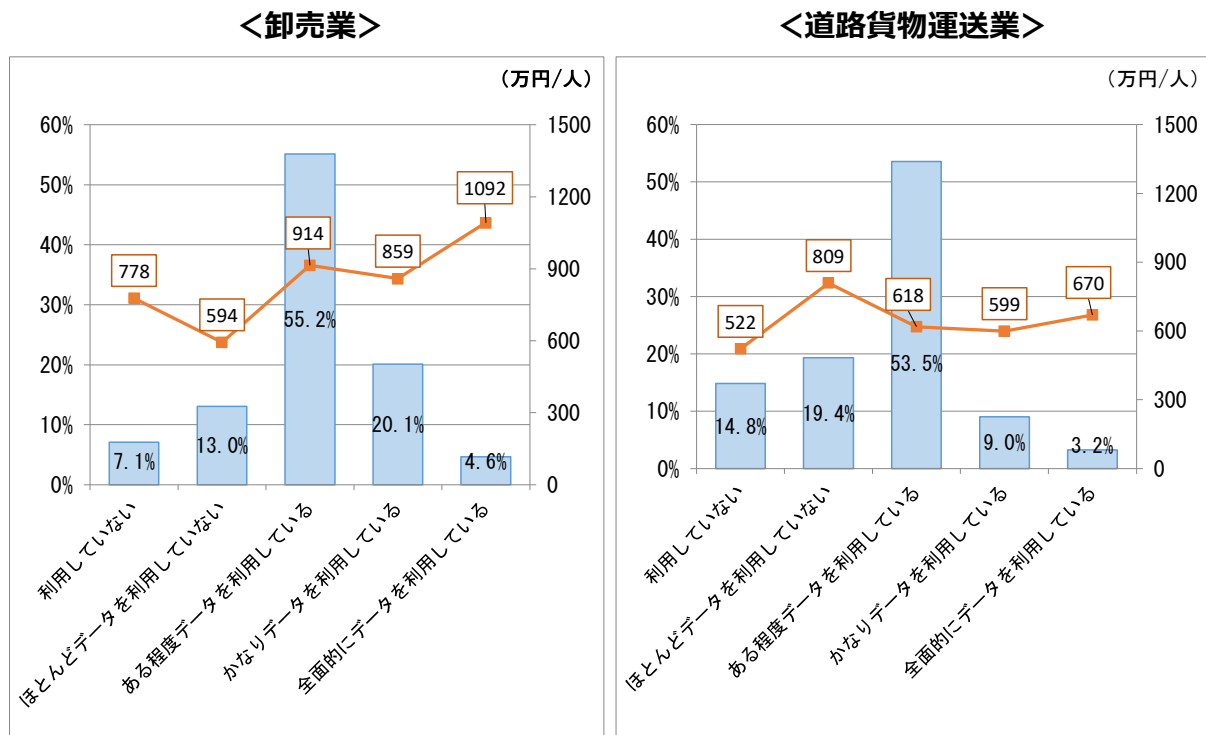


図 4. 予測分析の頻度と労働生産性との関係

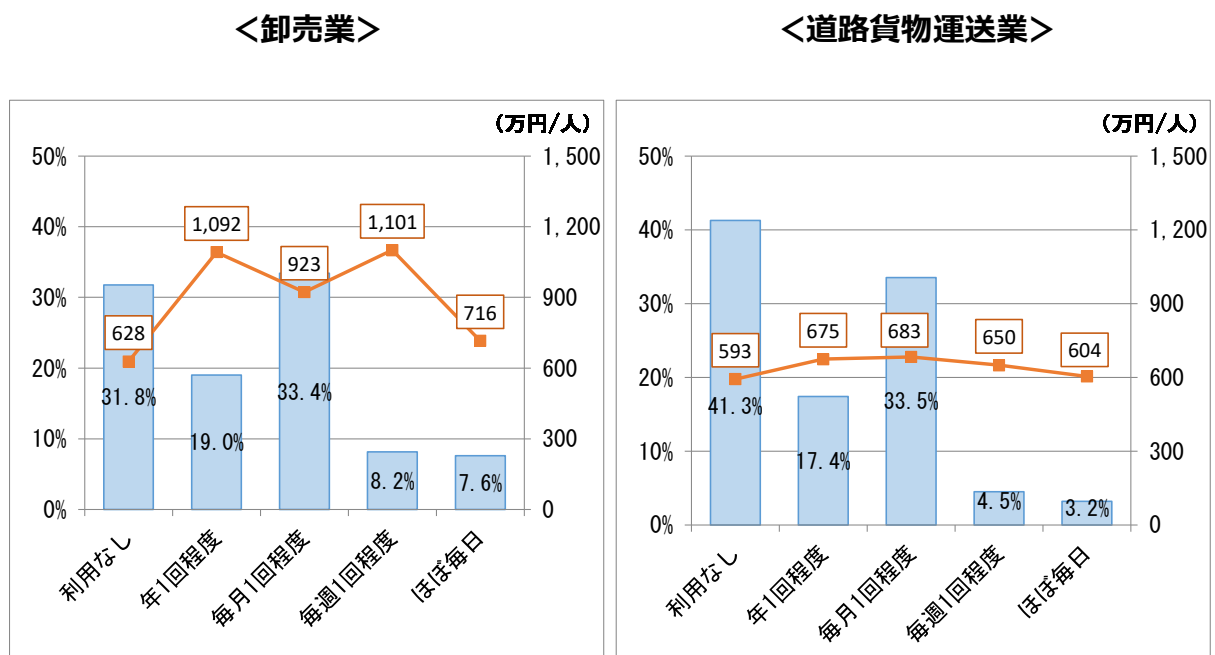


表 1. 説明変数の定義

説明変数		データ
<i>Data</i>	データの利用状況	0=利用していない 1=ほとんどデータを利用していない 2=ある程度データを利用している 3=かなりデータを利用している 4=全面的にデータを利用している
<i>Info</i>	データの利用頻度（情報源別） ①基礎的な成果指標 ②管理職からのフィードバック ③一般従業員からのフィードバック ④事業所外部からのフィードバック ※いずれか無回答は分析から除外	0=利用されることはない 1=年 1 回程度利用している 2=毎月 1 回程度利用している 3=毎週 1 回程度利用している 4=ほぼ毎日利用している ※情報源①～④の平均
<i>Use</i>	データ分析結果の利用状況（目的別） ①需要予測 ②投資判断 ③新商品や新サービスの設計立案 ④広告・宣伝 ⑤仕入・出荷・在庫管理・流通 ⑥バックオフィス業務 ※いずれか無回答は分析から除外	0=まったく利用していない 1=少しは利用している 2=そこそこ利用している 3=おおむね利用している 4=全面的に利用している ※目的①～⑥の平均
<i>Predict</i>	予測分析の頻度	0=利用されたことはない 1=年 1 回程度 2=毎月 1 回程度 3=毎週 1 回程度 4=ほぼ毎日
<i>AI</i>	予測分析をする際の AI 利用有無	0=利用していない 1=利用している
<i>Univ_m</i>	管理職の大卒以上の割合	0=20%未満 1=20%以上 40%未満 2=40%以上 60%未満 3=60%以上 80%未満 4=80%以上
<i>Univ_e</i>	一般従業員の大卒以上の割合	0=0% 1=10%未満 2=10%以上 20%未満 3=20%以上
<i>Class</i>	事業所区分	0=単独事業所 1=本所・本社
<i>Size</i>	事業所規模	0=50 人未満 1=50 人以上 100 人未満 2=100 人以上

表 2. 卸売業の基本統計量

変数	サンプルサイズ	平均値	標準偏差	最小値	最大値
<i>Y</i>	368	39,780	73,635	-594,781	850,174
<i>K</i>	368	31,200	83,960	0.00	895,845
<i>L</i>	368	48.64	29.99	0.00	211.00
<i>Data</i>	368	2.00	0.90	0.00	4.00
<i>Info</i>	358	2.00	1.00	0.00	4.00
<i>Info</i> ①	366	2.80	1.20	0.00	4.00
<i>Info</i> ②	364	2.10	1.20	0.00	4.00
<i>Info</i> ③	363	1.90	1.20	0.00	4.00
<i>Info</i> ④	359	1.40	1.20	0.00	4.00
<i>Use</i>	357	1.60	0.80	0.00	4.00
<i>Use</i> ①	363	1.90	1.20	0.00	4.00
<i>Use</i> ②	361	1.40	1.10	0.00	4.00
<i>Use</i> ③	361	1.40	1.10	0.00	4.00
<i>Use</i> ④	362	1.10	1.10	0.00	4.00
<i>Use</i> ⑤	367	2.30	1.20	0.00	4.00
<i>Use</i> ⑥	365	1.80	1.10	0.00	4.00
<i>Predict</i>	368	2.60	1.20	0.00	4.00
<i>AI</i>	368	0.02	0.10	0.00	1.00
<i>Univ_m</i>	368	1.20	1.50	0.00	4.00
<i>Univ_e</i>	368	1.80	1.10	0.00	3.00
<i>Class</i>	368	0.10	0.30	0.00	1.00
<i>Size</i>	368	0.40	0.60	0.00	2.00

表 3(a). 卸売業における生産関数モデルの推定結果(1)

被説明変数 = $\ln(Y/L)$			
モデル(1)			
説明変数	係数	t 値	sig
資本装備率： $\ln(K/L)$	0.23	(7.40)	***
データの利用状況	0.11	(1.84)	*
データの利用頻度	0.07	(1.23)	
データ分析結果の利用状況	-0.09	(-1.39)	
予測分析の頻度	0.03	(0.77)	
予測分析をする際の AI 利用有無	-0.19	(-0.61)	
管理職の大卒以上の割合	0.03	(0.80)	
一般従業員の大卒以上の割合	0.15	(2.97)	***
事業所区分	-0.03	(-0.17)	
事業所規模	-0.10	(-1.38)	
繊維・衣服等卸売業ダミー	-0.16	(-0.96)	
飲食料品卸売業ダミー	0.02	(0.16)	
建築材料、鉱物・金属材料等卸売業ダミー	-0.10	(-0.68)	
機械器具卸売業ダミー	0.19	(1.25)	
定数項	4.62	(15.70)	***
サンプルサイズ		319	
Adj R-squared		0.1886	
Max VIF		1.89	

(注) それぞれ左から係数、t 値、有意水準 (* 10%、**5%、*** 1%) を表す

表 3(b). 卸売業における生産関数モデルの推定結果(2)

説明変数	被説明変数 = $\ln(Y/L)$									
	モデル(1)		モデル(2)		モデル(3)		モデル(4)		モデル(5)	
資本装備率： $\ln(K/L)$ データの利用状況 データ分析結果の利用状況(Output) データ分析結果の利用状況(Input)	0.23	(7.32) ***	0.23	(7.32) ***	0.23	(7.34) ***	0.24	(7.73) ***	0.24	(7.88) ***
	0.10	(1.82) *	-	-	-	-	-	-	0.12	(2.11) **
	-	-	-0.09	(-1.70) *	-	-	-0.21	(-3.32) ***	-0.24	(-3.75) ***
	-	-	-	-	0.09	(2.04) **	0.19	(3.51) ***	0.17	(3.10) ***
予測分析の頻度 予測分析をする際の AI 利用有無 管理職の大卒以上の割合 一般従業員の大卒以上の割合 事業所区分 事業所規模	0.03	(0.68)	-0.02	(-0.51)	0.02	(0.45)	-0.02	(-0.44)	0.00	(0.07)
	-0.19	(-0.62)	-0.15	(-0.49)	-0.18	(-0.59)	-0.19	(-0.63)	-0.22	(-0.74)
	0.03	(0.89)	0.03	(0.95)	0.04	(1.10)	0.04	(1.20)	0.04	(1.06)
	0.14	(2.86) ***	0.16	(3.11) ***	0.14	(2.68) ***	0.14	(2.72) ***	0.13	(2.68) ***
	-0.04	(-0.24)	-0.01	(-0.06)	-0.01	(-0.04)	0.02	(0.14)	-0.00	(-0.03)
	-0.10	(-1.48)	-0.09	(-1.27)	-0.11	(-1.60)	-0.09	(-1.35)	-0.09	(-1.29)
繊維・衣服等卸売業ダミー 飲食料品卸売業ダミー 建築材料、鉱物・金属材料等卸売業ダミー 機械器具卸売業ダミー	-0.17	(-1.02)	-0.16	(-0.95)	-0.18	(-1.10)	-0.14	(-0.89)	-0.13	(-0.79)
	0.04	(0.36)	0.04	(0.30)	0.05	(0.38)	0.02	(0.16)	0.01	(0.09)
	-0.09	(-0.57)	-0.06	(-0.39)	-0.08	(-0.53)	-0.06	(-0.38)	-0.07	(-0.46)
	0.21	(1.35)	0.21	(1.36)	0.22	(1.45)	0.21	(1.40)	0.19	(1.29)
定数項	4.66	(17.09) ***	5.08	(20.19) ***	4.69	(18.25) ***	4.83	(18.84) ***	4.62	(16.81) ***
サンプルサイズ	319		319		319		319		319	
Adj R-squared	0.1862		0.1850		0.1883		0.2140		0.2229	
Max VIF	1.86		1.87		1.86		1.87		1.87	

(注) それぞれ左から係数、t 値、有意水準 (* 10%、**5%、*** 1%) を表す

表 3(c). 卸売業における生産関数モデルの推定結果(3)

説明変数	被説明変数 = $\ln(Y/L)$ モデル(1)		
資本装備率： $\ln(K/L)$	0.24	(7.81)	***
データ分析結果の利用状況（需要予測）	-0.07	(-1.28)	
同上（投資判断）	-0.07	(-1.34)	
同上（新商品や新サービスの設計立案）	0.06	(1.04)	
同上（広告・宣伝）	-0.14	(-2.47)	**
同上（仕入・出荷・在庫管理・流通）	0.11	(1.89)	*
同上（バックオフィス業務）	0.07	(1.38)	
予測分析の頻度	-0.02	(-0.44)	
予測分析をする際の AI 利用有無	-0.18	(-0.59)	
管理職の大卒以上の割合	0.04	(0.99)	
一般従業員の大卒以上の割合	0.14	(2.71)	***
事業所区分	0.04	(0.26)	
事業所規模	-0.09	(-1.20)	
繊維・衣服等卸売業ダミー	-0.17	(-1.07)	
飲食料品卸売業ダミー	-0.00	(-0.02)	
建築材料、鉱物・金属材料等卸売業ダミー	-0.05	(-0.32)	
機械器具卸売業ダミー	0.23	(1.51)	
定数項	4.84	(16.66)	***
サンプルサイズ	319		
Adj R-squared	0.2171		
Max VIF	2.15		

(注) それぞれ左から係数、t 値、有意水準（* 10%、**5%、*** 1%）を表す

表 4. 道路貨物運送業の基本統計量

変数	サンプルサイズ	平均値	標準偏差	最小値	最大値
<i>Y</i>	155	36,651	38,275	-15,593	407,671
<i>K</i>	155	54,016	59,093	0.00	412,695
<i>L</i>	155	59.07	37.40	25.00	219.00
<i>Data</i>	155	1.70	0.90	0.00	4.00
<i>Info</i>	152	1.40	0.90	0.00	4.00
<i>Info</i> ①	155	1.80	1.10	0.00	4.00
<i>Info</i> ②	152	1.60	1.10	0.00	4.00
<i>Info</i> ③	152	1.30	1.30	0.00	4.00
<i>Info</i> ④	152	1.10	1.10	0.00	4.00
<i>Use</i>	147	1.10	0.80	0.00	3.20
<i>Use</i> ①	153	1.30	1.10	0.00	4.00
<i>Use</i> ②	152	1.10	1.00	0.00	4.00
<i>Use</i> ③	151	0.90	0.90	0.00	3.00
<i>Use</i> ④	152	0.80	0.90	0.00	3.00
<i>Use</i> ⑤	151	1.40	1.10	0.00	4.00
<i>Use</i> ⑥	153	1.40	1.10	0.00	4.00
<i>Predict</i>	155	2.90	1.10	0.00	4.00
<i>AI</i>	155	0.10	0.20	0.00	1.00
<i>Univ_m</i>	155	0.40	1.00	0.00	4.00
<i>Univ_e</i>	155	0.80	0.70	0.00	3.00
<i>Class</i>	155	0.10	0.30	0.00	1.00
<i>Size</i>	155	0.60	0.70	0.00	2.00

表 5(a). 道路貨物運送業における生産関数モデルの推定結果(1)

説明変数	被説明変数 = $\ln(Y/L)$ モデル(1)		
資本装備率： $\ln(K/L)$	0.13	(4.69)	***
データの利用状況	0.02	(0.36)	
データの利用頻度	-0.08	(-1.44)	
データ分析結果の利用状況	0.10	(1.64)	
予測分析の頻度	0.02	(0.56)	
予測分析をする際の AI 利用有無	0.13	(0.89)	
管理職の大卒以上の割合	0.02	(0.44)	
一般従業員の大卒以上の割合	-0.06	(-1.21)	
事業所区分	-0.06	(-0.54)	
事業所規模	-0.09	(-1.78)	*
定数項	5.53	(21.18)	***
サンプルサイズ	141		
Adj R-squared	0.1518		
Max VIF	1.79		

(注) それぞれ左から係数、t 値、有意水準 (* 10%、**5%、*** 1%) を表す

表 5(b). 道路貨物運送業における生産関数モデルの推定結果(2)

説明変数	被説明変数 = $\ln(Y/L)$									
	モデル(1)		モデル(2)		モデル(3)		モデル(4)		モデル(5)	
資本装備率： $\ln(K/L)$ データの利用状況 データ分析結果の利用状況(Output) データ分析結果の利用状況(Input)	0.13	(4.64) ***	0.13	(4.69) ***	0.13	(4.65) ***	0.12	(4.63) ***	0.12	(4.61) ***
	0.03	(0.63)	-	-	-	-	-	-	0.01	(0.22)
	-	-	0.09	(1.76) *	-	-	0.13	(1.99) **	0.13	(1.91) *
	-	-	-	-	0.01	(0.33)	-0.05	(-0.98)	-0.05	(-1.00)
予測分析の頻度 予測分析をする際の AI 利用有無 管理職の大卒以上の割合 一般従業員の大卒以上の割合 事業所区分 事業所規模	0.02	(0.63)	0.04	(1.10)	0.02	(0.52)	0.04	(0.91)	0.04	(0.93)
	0.14	(0.92)	0.13	(0.87)	0.15	(0.96)	0.11	(0.72)	0.11	(0.71)
	0.02	(0.50)	0.02	(0.53)	0.02	(0.49)	0.02	(0.59)	0.02	(0.59)
	-0.06	(-1.13)	-0.07	(-1.29)	-0.06	(-1.15)	-0.05	(-1.05)	-0.05	(-1.03)
	-0.07	(-0.62)	-0.08	(-0.66)	-0.07	(-0.59)	-0.07	(-0.62)	-0.07	(-0.63)
	-0.09	(-1.86) *	-0.10	(-2.03) **	-0.09	(-1.86) *	-0.10	(-2.03) **	-0.10	(-2.02) **
定数項	5.52	(22.53) ***	5.43	(23.01) ***	5.56	(23.09) ***	5.48	(22.70) ***	5.46	(21.53) ***
サンプルサイズ	141		141		141		141		141	
Adj R-squared	0.1423		0.1595		0.1405		0.1593		0.1531	
Max VIF	1.30		1.33		1.32		2.14		2.20	

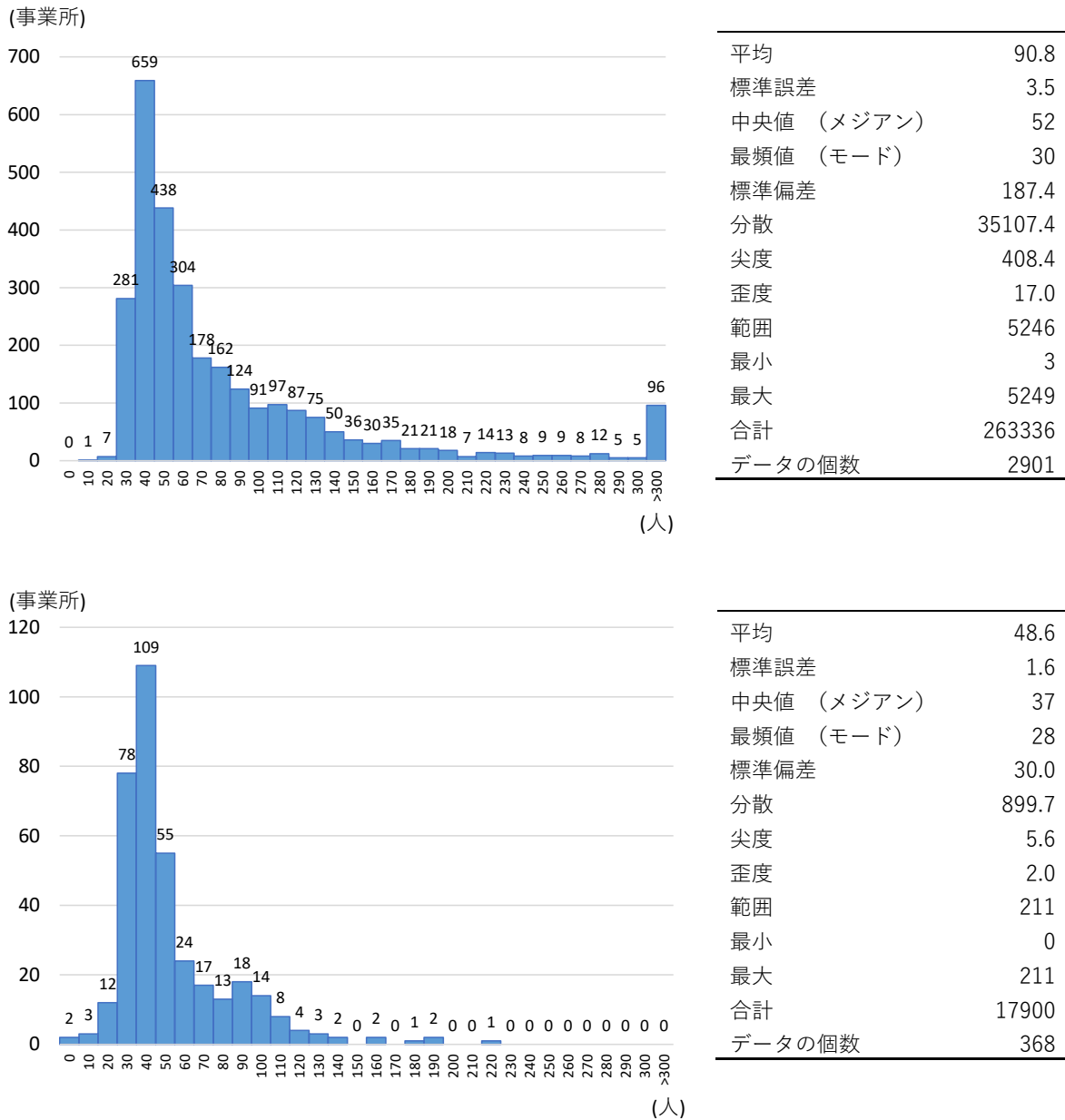
(注) それぞれ左から係数、t 値、有意水準 (* 10%、**5%、*** 1%) を表す

表 5(c). 道路貨物運送業における生産関数モデルの推定結果(3)

説明変数	被説明変数 = $\ln(Y/L)$ モデル(1)		
資本装備率： $\ln(K/L)$	0.12	(4.43)	***
データ分析結果の利用状況（需要予測）	0.03	(0.71)	
同上（投資判断）	0.06	(1.14)	
同上（新商品や新サービスの設計立案）	0.02	(0.30)	
同上（広告・宣伝）	0.01	(0.12)	
同上（仕入・出荷・在庫管理・流通）	-0.04	(-0.63)	
同上（バックオフィス業務）	-0.01	(-0.25)	
予測分析の頻度	0.04	(0.95)	
予測分析をする際の AI 利用有無	0.11	(0.74)	
管理職の大卒以上の割合	0.02	(0.50)	
一般従業員の大卒以上の割合	-0.05	(-0.91)	
事業所区分	-0.06	(-0.49)	
事業所規模	-0.10	(-1.89)	*
定数項	5.40	(19.68)	***
サンプルサイズ	141		
Adj R-squared	0.1368		
Max VIF	2.93		

（注）それぞれ左から係数、t 値、有意水準（* 10%、**5%、*** 1%）を表す

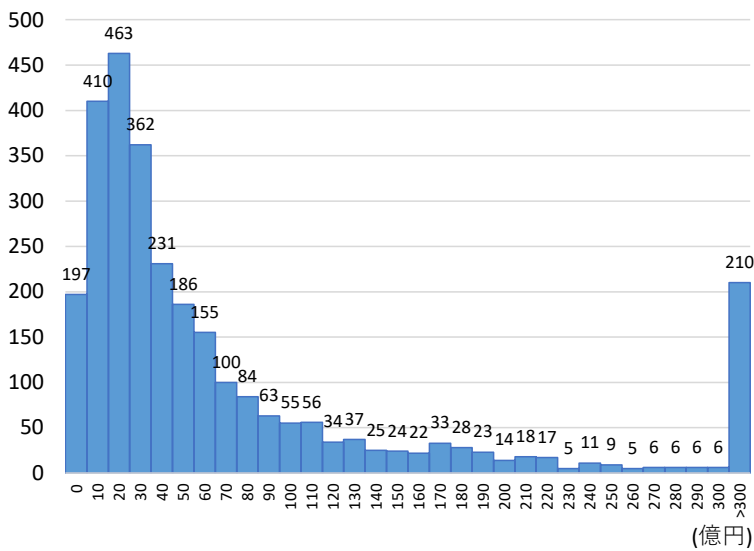
補足資料

図 S1：卸売業の常用雇用者数（上段：JP-MOPS 対象事業所、下段：本稿の分析対象）²⁰

²⁰ JP-MOPS の調査対象が無作為に選定されている場合は、JP-MOPS 対象事業所は経済センサスと同様の分布を取ると仮定することが出来る。

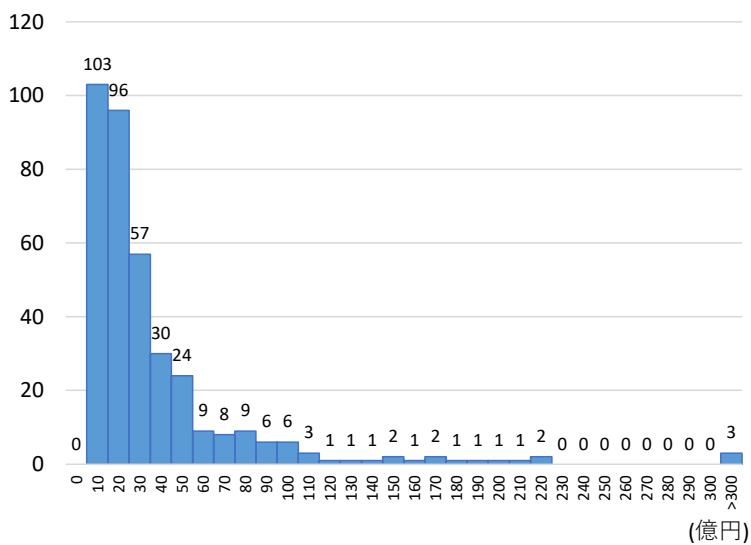
図 S2：卸売業の売上（上段：JP-MOPS 対象事業所、下段：本稿の分析対象）

(事業所)



平均	148.3
標準誤差	23.1
中央値 (メジアン)	30.7
最頻値 (モード)	0
標準偏差	1241.9
分散	1542298.8
尖度	1150.7
歪度	31.3
範囲	51684.2
最小	0
最大	51684.2
合計	430226.8
データの個数	2901

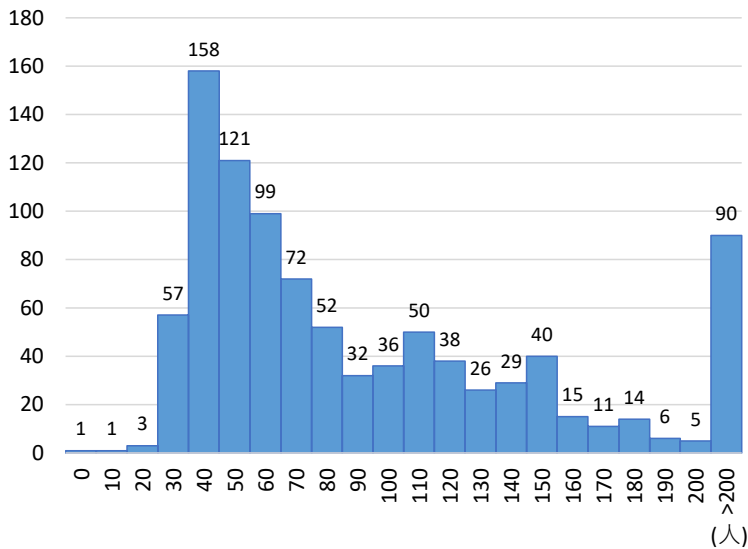
(事業所)



平均	34.7
標準誤差	3.8
中央値 (メジアン)	18.0
最頻値 (モード)	#N/A
標準偏差	72.5
分散	5256.8
尖度	141.8
歪度	10.3
範囲	1121.1
最小	0
最大	1121.1
合計	12752.04
データの個数	368

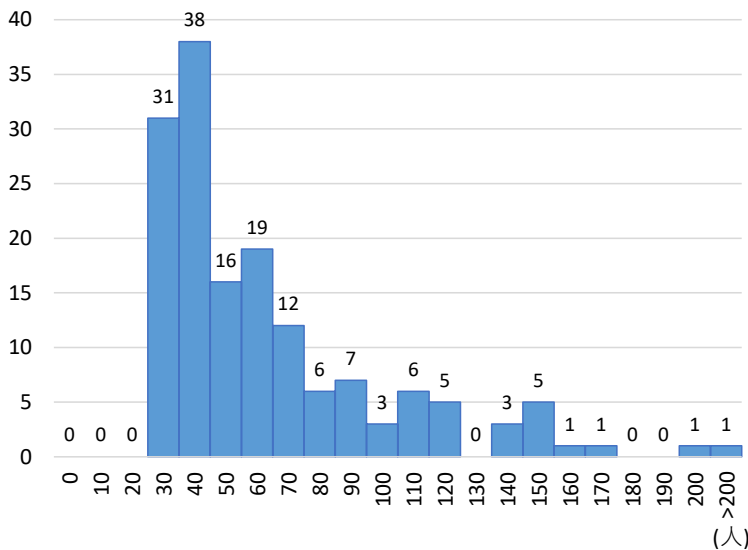
図 S3：道路貨物運送業の常用雇用者数（上段：JP-MOPS 対象事業所、下段：本稿の分析対象）

(事業所)



平均	100.4
標準誤差	3.4
中央値（メジアン）	65
最頻値（モード）	33
標準偏差	104.6
分散	10950.4
尖度	20.2
歪度	3.8
範囲	942
最小	0
最大	942
合計	95959
データの個数	956

(事業所)



平均	59.1
標準誤差	3.0
中央値（メジアン）	45
最頻値（モード）	30
標準偏差	37.4
分散	1395.3
尖度	2.9
歪度	1.7
範囲	194
最小	25
最大	219
合計	9156
データの個数	155

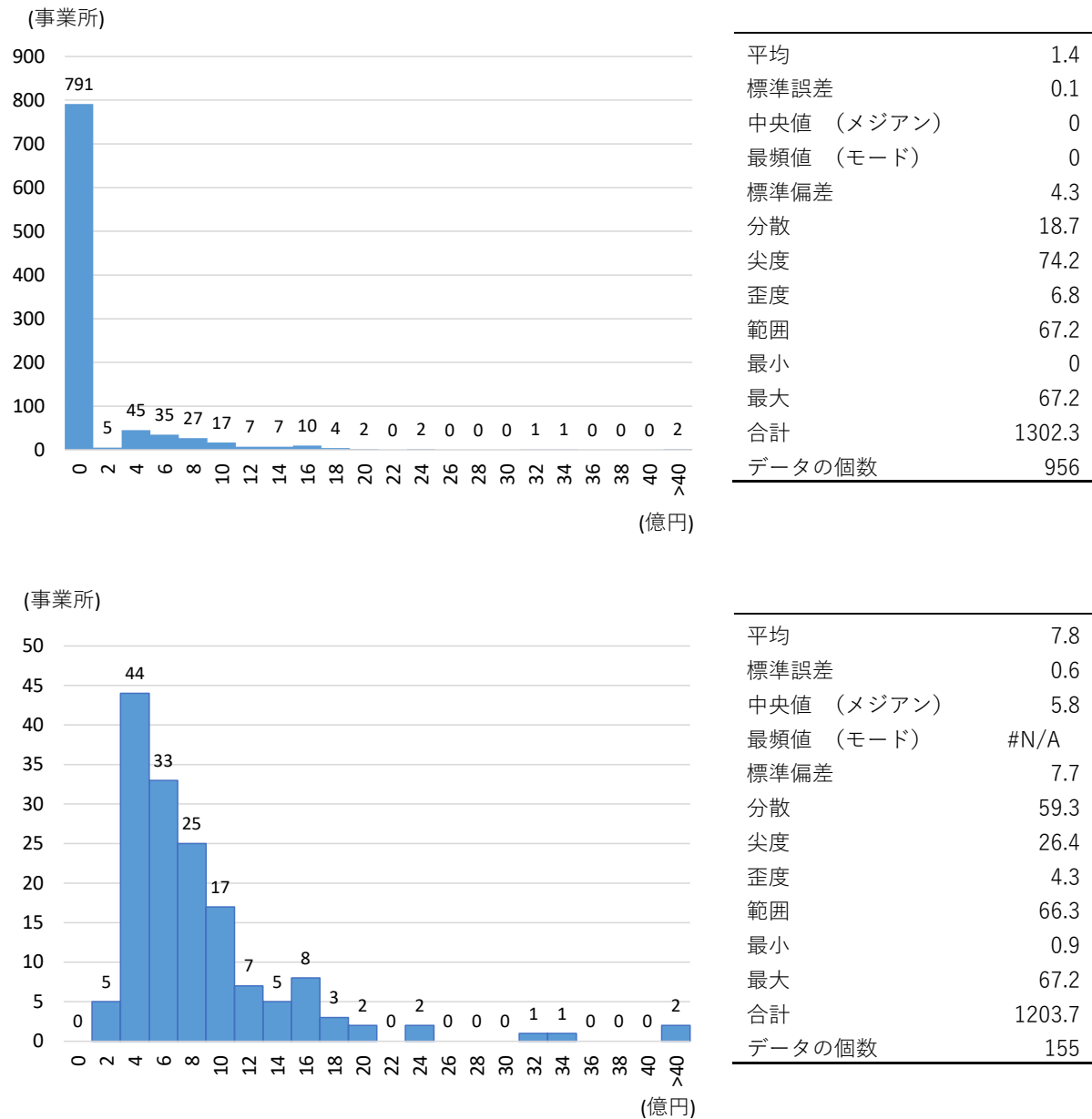
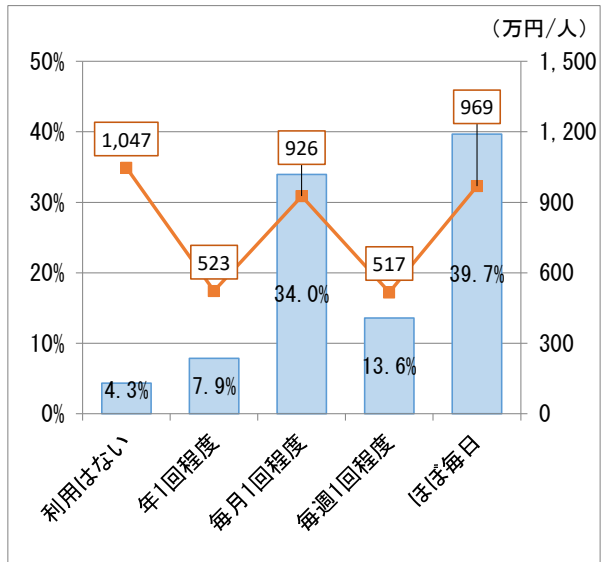
図 S4：道路貨物運送業の売上（上段：JP-MOPS 対象事業所、下段：本稿の分析対象）²¹²¹ JP-MOPS 対象事業所の内、多くの事業所（791 事業所）は売上を「0」として回答している。

図 S5：データの利用頻度（①基礎的な成果指標）と労働生産性との関係

<卸売業>



<道路貨物運送業>

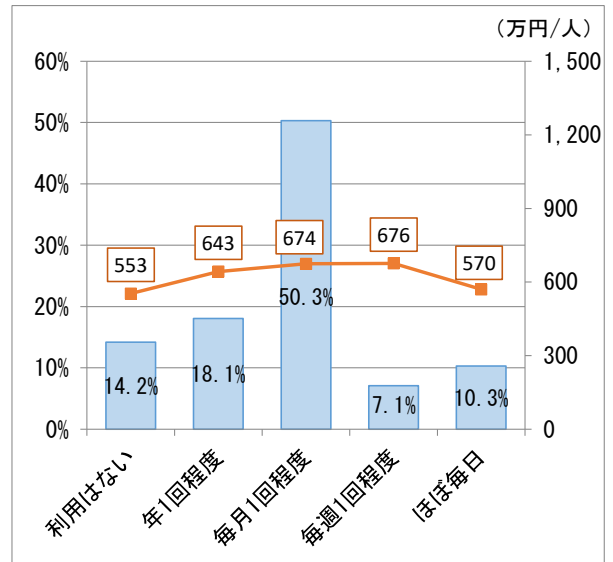
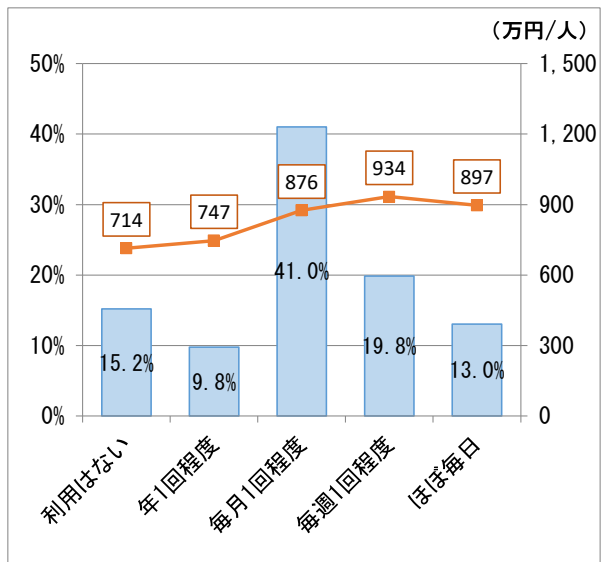


図 S6：データの利用頻度（②管理職からのフィードバック）と労働生産性との関係

<卸売業>



<道路貨物運送業>

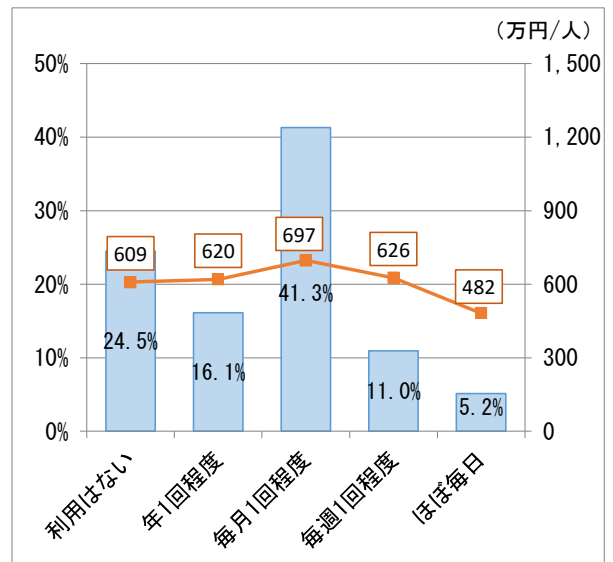
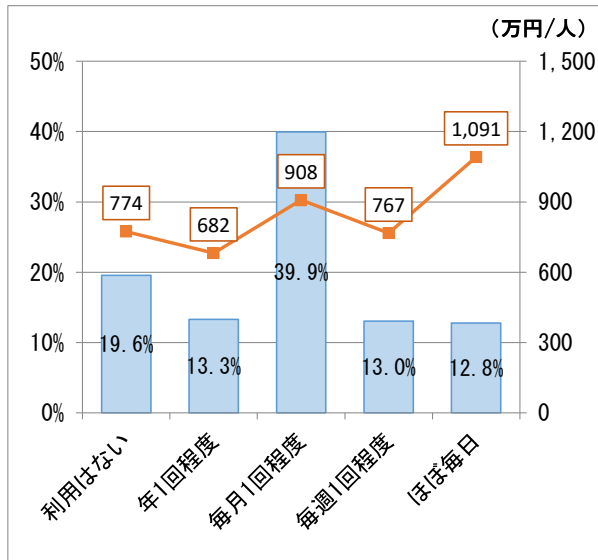
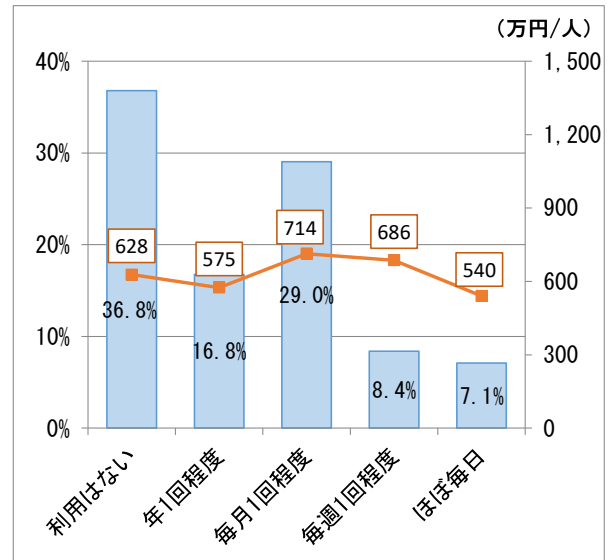


図 S7：データの利用頻度（③一般従業員からのフィードバック）と労働生産性との関係

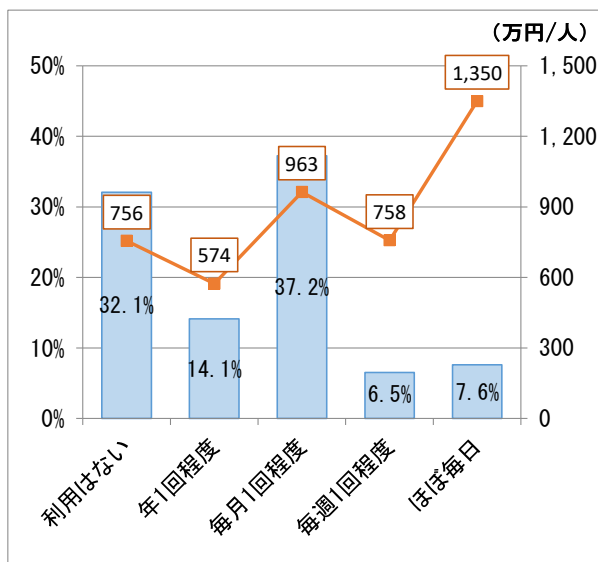
<卸売業>



<道路貨物運送業>

図 S8：データの利用頻度（④事業所外部²²からのフィードバック）と労働生産性との関係

<卸売業>



<道路貨物運送業>

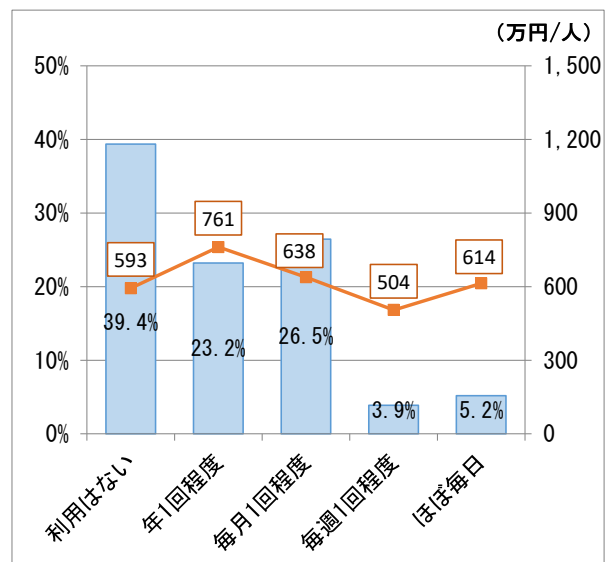
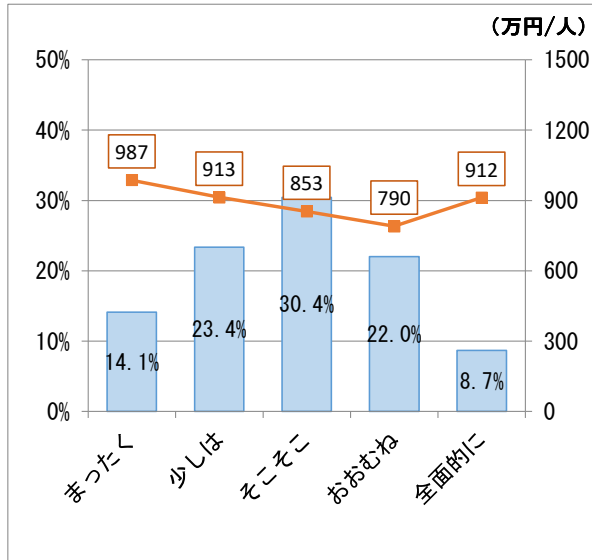
²² アンケート調査では「取引先、顧客、調査会社など」と例示した。

図 S9：データの利用目的（①需要予測）と労働生産性との関係

<卸売業>



<道路貨物運送業>

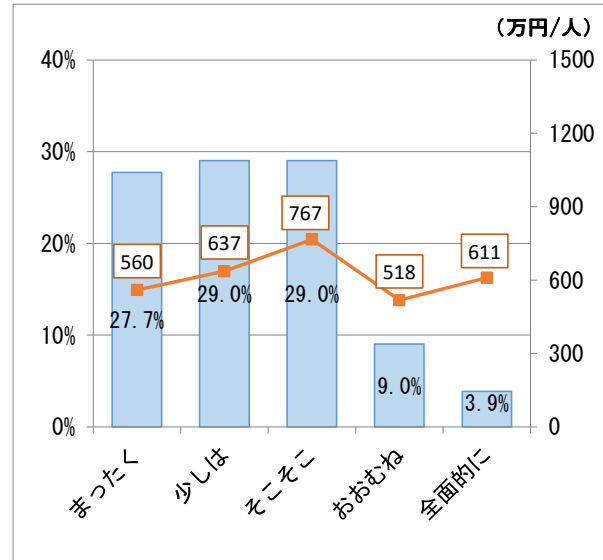
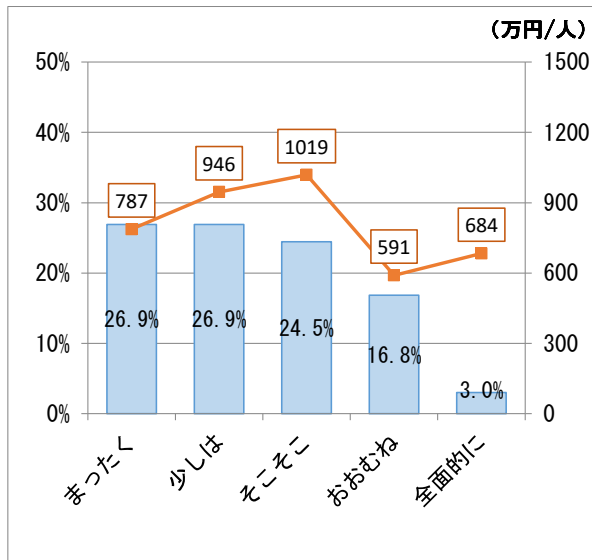


図 S10：データの利用目的（②投資判断[設備投資など]）と労働生産性との関係

<卸売業>



<道路貨物運送業>

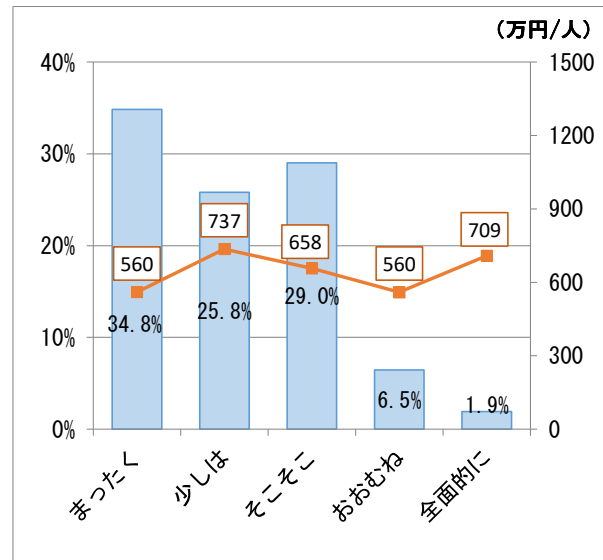


図 S11：データの利用目的（③新商品や新サービスの設計立案）と労働生産性との関係

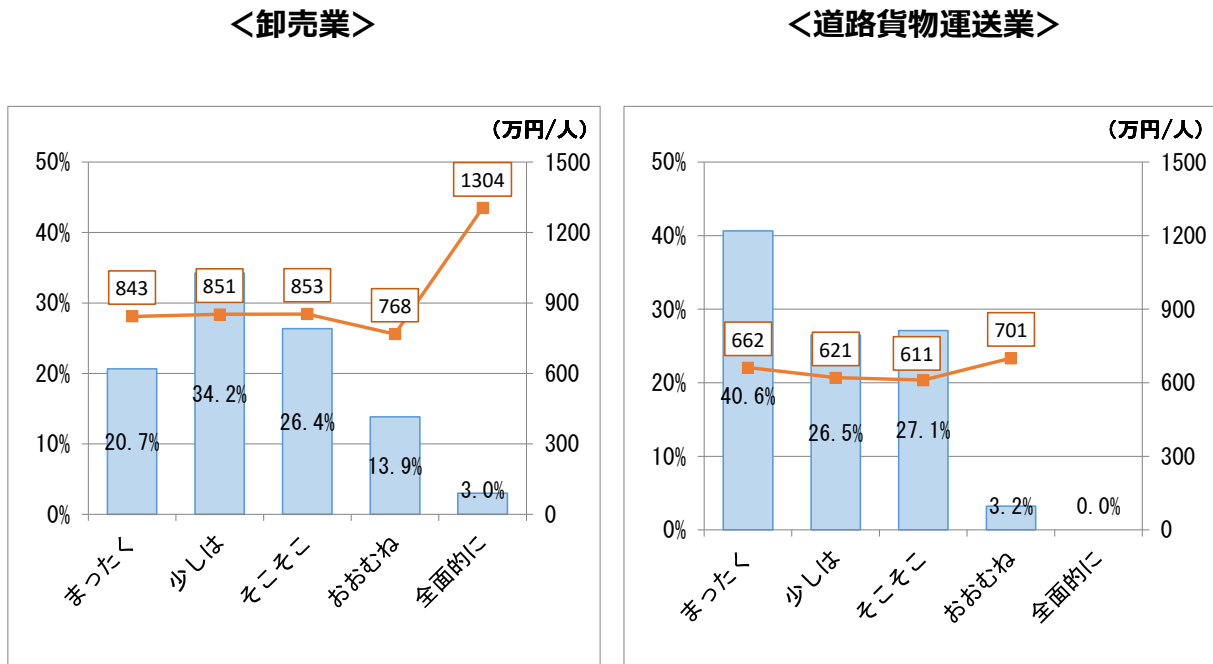


図 S12：データの利用目的（④広告・宣伝）と労働生産性との関係

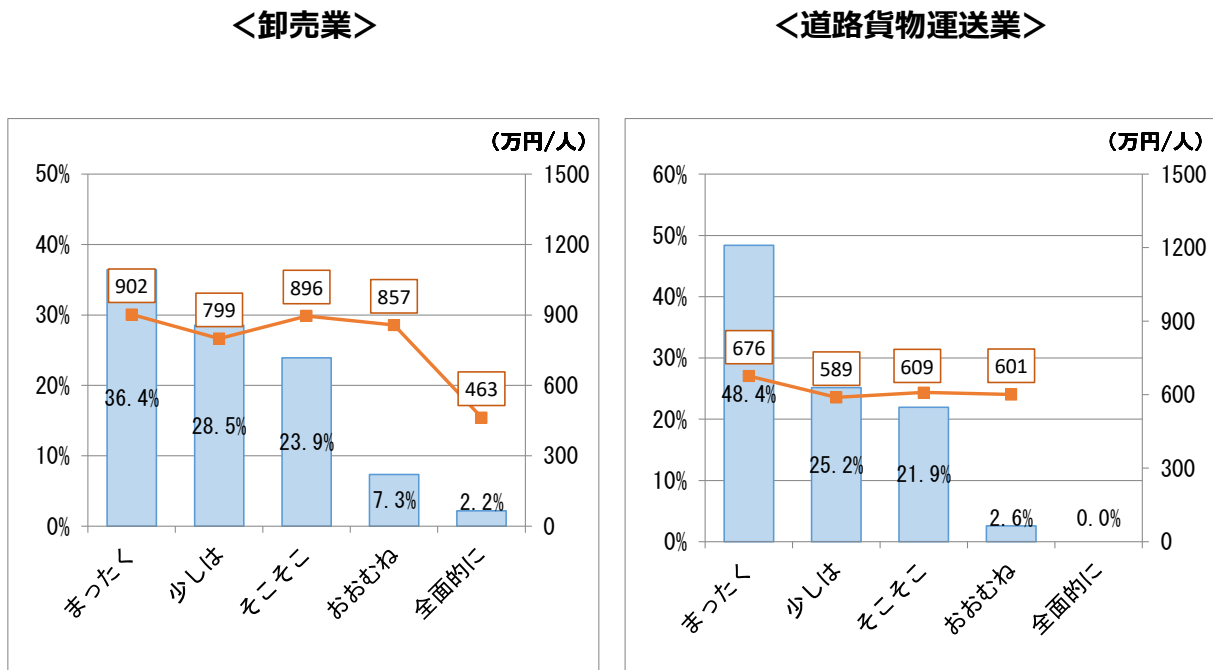


図 S13：データの利用目的（⑤仕入・出荷・在庫管理・流通）と労働生産性との関係

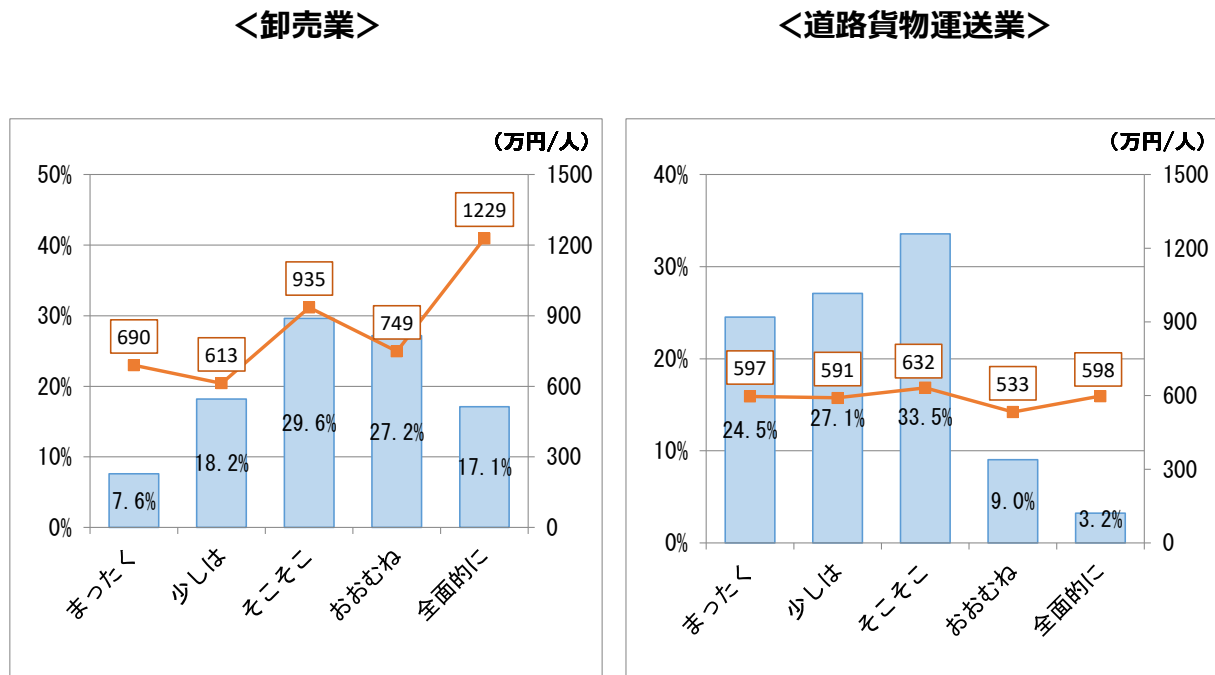


図 S14：データの利用目的（⑥バックオフィス業務）と労働生産性との関係

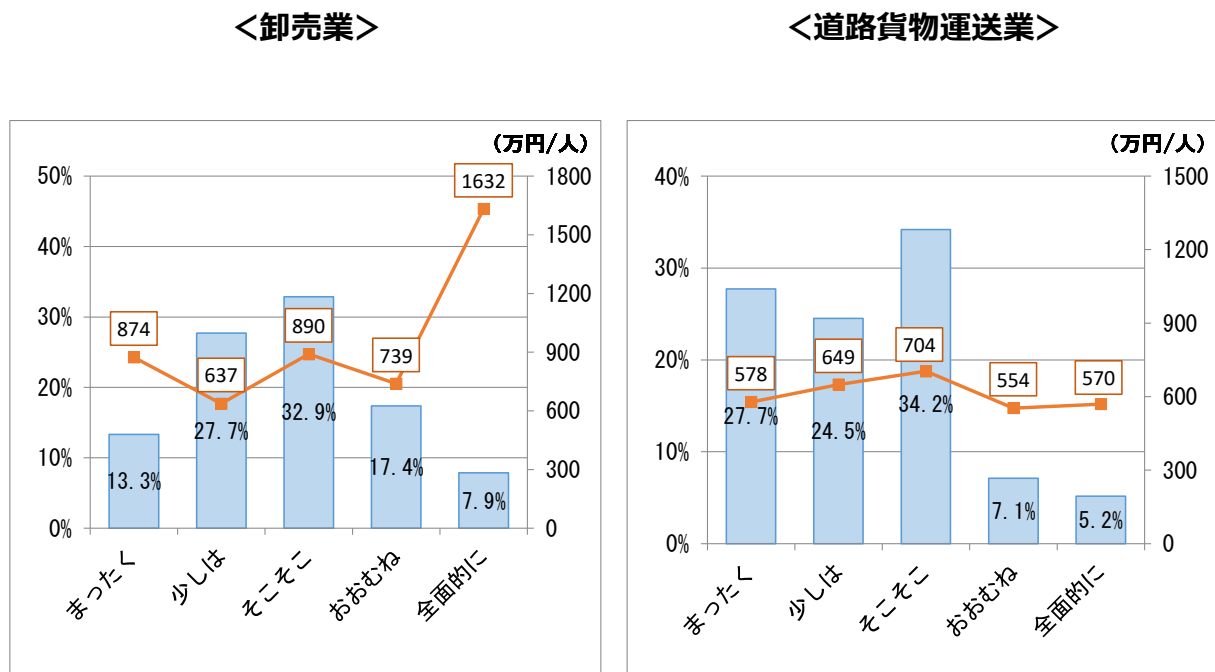
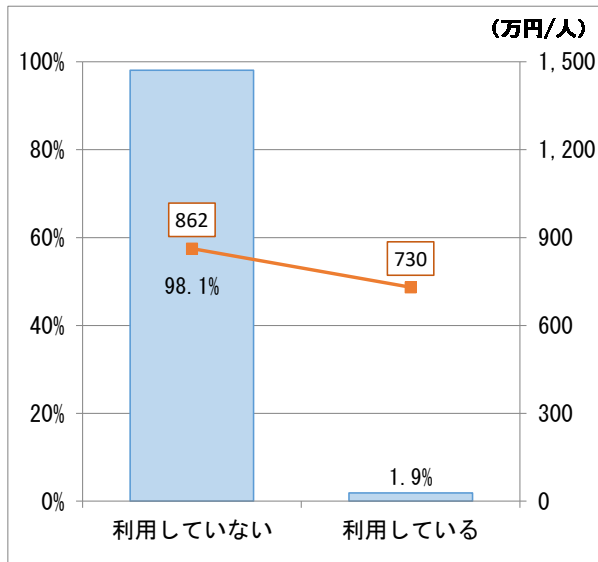


図 S15：予測分析をする際の AI 利用有無と労働生産性との関係

<卸売業>



<道路貨物運送業>

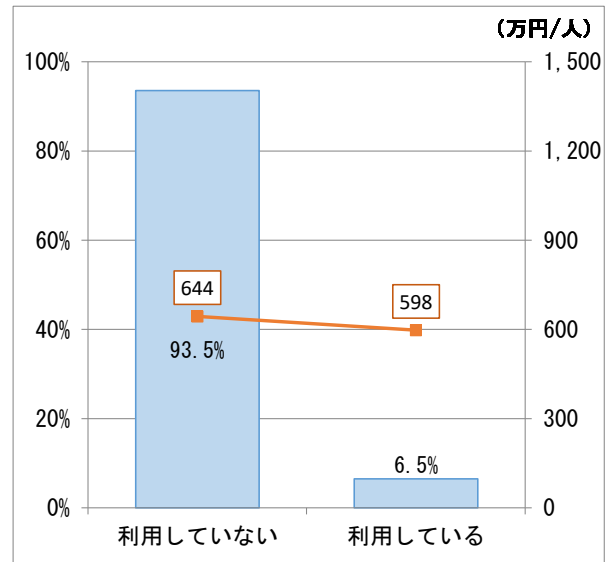
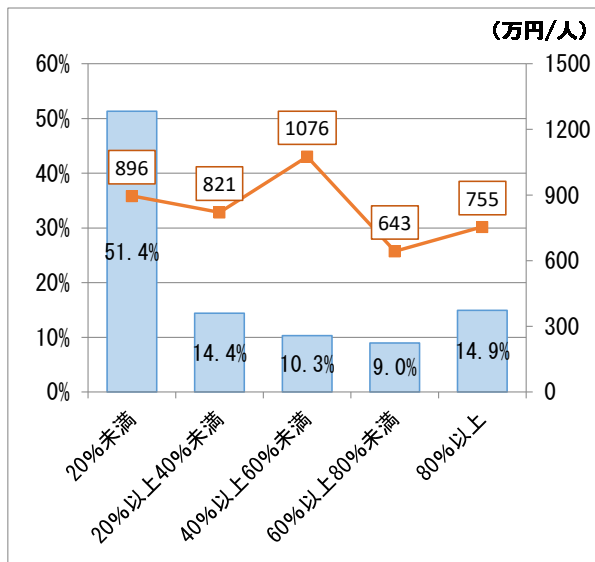


図 S16：学歴（管理職の大卒以上の割合）と労働生産性との関係

<卸売業>



<道路貨物運送業>

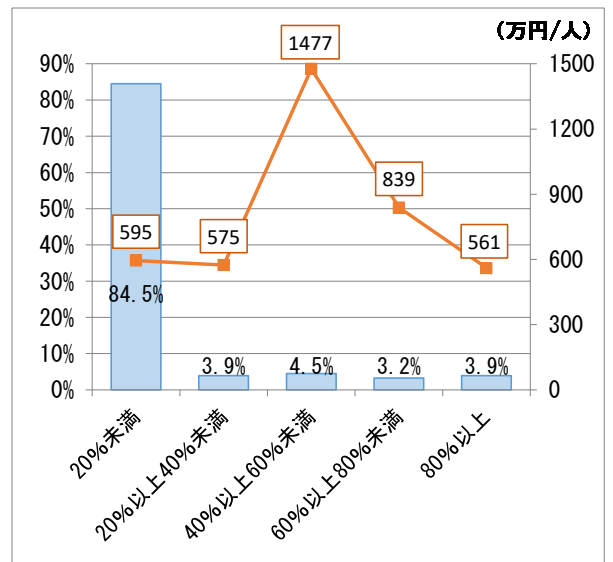
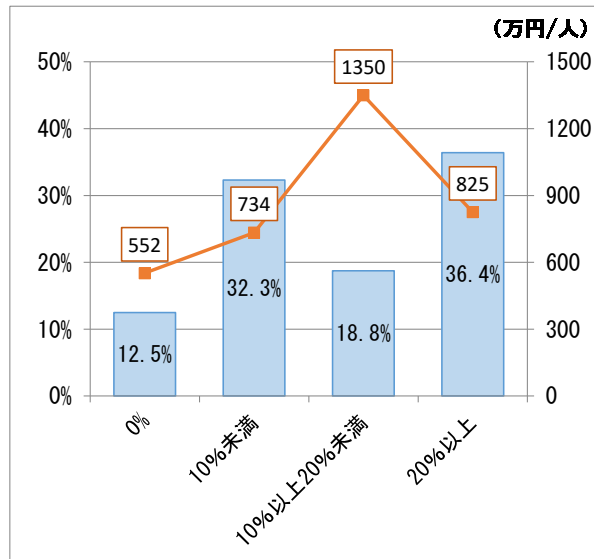


図 S17：学歴（一般従業員の大卒以上の割合）と労働生産性との関係

<卸売業>



<道路貨物運送業>

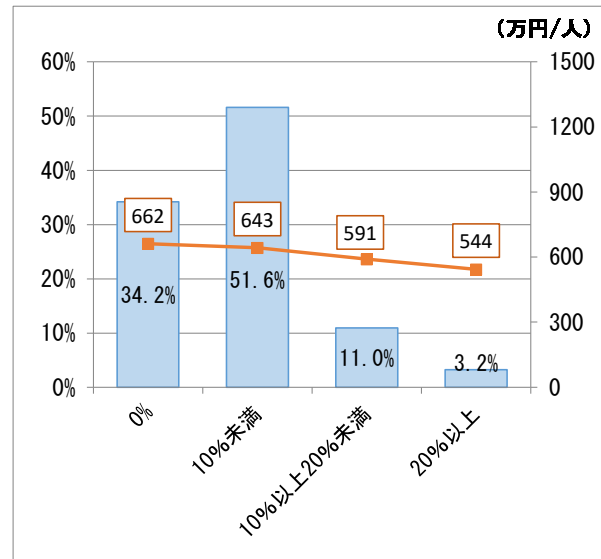


表 S1：各変数を作成するためのアンケート質問内容

変数名	アンケート質問及び選択肢
データの利用状況	貴事業所において、意思決定をサポートするためにどの程度データを実際に利用していますか。 1.利用していない, 2.ほとんどデータを利用していない, 3.ある程度データを利用している, 4.かなりデータを利用している, 5.全面的にデータを利用している
データ分析結果の利用状況（目的別）	以下にあげるいくつかの典型的な事業活動に、データ分析の結果をどの程度、役立てていますか。 ①需要予測、②投資判断、③新商品や新サービスの設計立案、④広告・宣伝、⑤仕入・出荷・在庫管理・流通、⑥バックオフィス業務 1.まったく, 2.少しは, 3.そこそこ, 4.おおむね, 5.全面的に
データの利用頻度	貴事業所の意思決定に、以下にあげるいくつかのデータの情報源が、どの程度の頻度で利用されていますか。 ①基礎的な成果指標、②管理職からのフィードバック、③一般従業員からのフィードバック、④事業所外部からのフィードバック 1.利用されることはない, 2.年1回程度, 3.毎月1回程度, 4.毎週1回程度, 5.ほぼ毎日
予測分析の頻度	貴事業所において、どの程度の頻度で、データを使った「予測分析」が利用されていますか。 1.利用されたことはない, 2.年1回程度, 3.毎月1回程度, 4.毎週1回程度, 5.ほぼ毎日

予測分析をする際の AI 利用有無	データを使った予測分析をする際に AI を利用していますか。 1.利用していない, 2.利用している
管理職の大卒以上の 割合	貴事業所の従業員について、大卒以上の学歴をもつ者の割合はどの程度 ですか。(管理職) 1.20%未満, 2.20%以上 40%未満, 3.40%以上 60%未満, 4.60%以上 80%未 満, 5.80%以上
一般従業員の大卒以 上の割合	貴事業所の従業員について、大卒以上の学歴をもつ者の割合はどの程度 ですか。(管理職を除く一般従業員) 1.0%, 2.10%未満, 3.10%以上 20%未満, 4.20%以上