



RIETI Discussion Paper Series 25-J-025

日本企業におけるAI活用とその経営効果に関する実証研究： データ、人材、企業組織との補完的關係

金 榮慤
専修大学

元橋 一之
経済産業研究所



Research Institute of Economy, Trade & Industry, IAA

独立行政法人経済産業研究所

<https://www.rieti.go.jp/jp/>

日本企業における AI 活用とその経営効果に関する実証研究：データ、人材、企業組織との補完的關係¹

金 榮悠（専修大学） 元橋一之（経済産業研究所、東京大学）

要 旨

「AI・データの経営活用に関するアンケート調査」（R I E T I）を用いて、企業における AI 活用による経営効果とその補完的資産（人材、データ、組織）に関する実証分析を行った。AI は企業内活動の様々な局面で活用されているが、ここではその内容を、コストカットを中心とした業務効率化を目的としたもの、顧客価値創造を目的としたマーケティング強化を目的としたもの及び、新商品開発、新規ビジネスの開拓等のイノベーション創出を目的としたものに大きく三分し、それぞれにおいて必要となる補完的資産の違いについて分析を行った。結果としては、データ資産について、業務効率化を目的とする場合は企業内部データを活用することが重要であり、マーケティング強化やイノベーション創出については外部データの利用も必要となることが分かった。また、AI 活用により、イノベーション創出とマーケティング強化を行うために企業内データを活用するためには、データサイエンティスト人材が必要であることが分かった。

キーワード：AI、経営効果、補完的資産

JEL：M15、O33

RIETI ディスカッション・ペーパーは、専門論文の形式でまとめられた研究成果を公開し、活発な議論を喚起することを目的としています。論文に述べられている見解は執筆者個人の責任で発表するものであり、所属する組織及び（独）経済産業研究所としての見解を示すものではありません。

¹ 本研究は経済産業研究所における「デジタルイノベーションモデルに関する研究」の研究成果に基づくものである。長岡プログラムディレクターを含め DP 検討会における本論文に対するコメントに対して謝意を表する。なお、本研究における見解は著者個人のものであり、経済産業研究所並びに著者の所属機関によるものではない。

1. はじめに

AI 活用によって、企業の生産性の向上やビジネスプロセスの効率化、業務分析の高度化による経営判断の質・スピードの向上、ビジネスプロセスの変革（DX）とリエンジニアリングの推進など、様々な経営効果が期待できる。また、これらの一次的効果に伴って、企業のオペレーション効率の向上等にもなる財務効率の向上や、顧客サービスの高度化といったマーケットパフォーマンス、更にはサステナブルなビジネスモデルの推進といった2次的な効果が期待できる（Enholm et al., 2022）。

これらの AI 活用の経営効果については、これまで様々な研究成果が公表されているが、その多くは個々の企業に関するケーススタディをベースとした定性的なものが中心であり、業種横断的なデータに基づく定量的な分析は少ない。また、AI 活用による経営効果について、財務データを用いて分析を行った研究は多数存在するが（Huang and Lin, 2025; Yang, 2022）、財務パフォーマンスを含めた企業全体としてのアウトプット指標は AI 以外の様々な要因の影響を受けるため、AI のマージナルな効果の抽出といった面で限界がある。この点については、アウトプット指標として企業成長（Bessen et al., 2022; Lee et al., 2022）や新商品開発（Rammer et al., 2022）を見たものについても同様である。

ここでは業種横断的なアンケート調査結果（「AI・データの経営活用に関するアンケート調査」（2024 年 1 月～3 月、経済産業研究所）のデータを用いて、企業における AI 活用とその経営効果について分析を行った。本調査においては、AI の活用に伴う1次的、2次的な経営効果について、AI 活用との関係性において直接的な影響について調査が行われている。アンケート調査で行われた経営効果に関する項目を、コストカットを中心とした業務効率化を目的としたもの（業務効率化）、新規ビジネスの開拓等の探索的作業の充実を目的としたもの（イノベーション創出）及び顧客価値向上に関するもの（マーケティング高度化）に大きく三分し、それぞれの効果と経営効果を得るための補完的資産（人材、データ、組織）との関係について分析を行った。

以下、次章において定量分析を行う上での分析フレームワークについて述べる。AI を経営効果に結び付けるために必要となる補完的資産の役割について、人材、データ、組織のそれぞれについて関連する過去文献の内容とともに述べる。次に定量分析の内容とその結果について述べる。ここでは、「業務効率化」、「イノベーション創出」及び「マーケティング高度化」のそれぞれの経営効果を得るために必要とされる補完的資産（データ、人材、組織）の違いにフォーカスして分析を行う。最後に本稿の結論として、分析結果から得られるインプリケーション並びに本研究の限界と今後の研究の方向性について述べる。

2. 分析フレームワーク

企業において IT システムの導入から経営効果を上げるためには、それを使いこなすことができる人材やデジタル化に対応した企業組織などの補完的な経営資源の必要性が指摘されている (Ichniowski et al., 1997; Breshanan et. al, 2002; Motohashi, 2007)。また、企業経営における AI は、経営情報システムなどによって実現されてきたビジネスアナリティクスをより高度化する技術としてとらえることができるが、そのためには機械学習を行うために企業内外のデータの存在が不可欠である。Davenport and Mittal (2023) は、企業における AI の戦略的活用度で企業のランク付けを行い、最もランクの高い企業を AI-fueled companies (AI を企業経営の根源に組み込み、各種ビジネスプロセスの高度化・効率化を全社的に行っている企業) と呼んでいる。この状態に到達するためには、システムそのものへの投資だけでなく、新しい技術を取り組みながら、ダイナミックにビジネスプロセスを変革していくための組織や人材の重要性を指摘している。

一方、AI は企業活動の様々な分野に活用されており、企業内の活用部門としても、人事や財務などの間接部門、製造・調達部門、研究開発部門、マーケティング部門と多岐にわたる。また、アプリケーション毎の AI に求められる機能は異なり、その内容によって、必要となる補完的な経営資源も異なると考えられる。AI の特徴の一つとして特定のタスクに特化した Myopia を挙げることができるが (Balasubramanian, et. al, 2022)、個々の AI システムは往々にして、企業活動全体のごく一部のタスクを置き換えるものに過ぎない。このようにルーチンの置き換えとしての AI 活用は、それ自体としてコスト削減などの効果を有するものであるが、企業組織等の企業全体にかかわる補完資産との関係があるとは考えにくく、むしろ人的資源とは代替的な関係にある。一方で、企業の研究開発や新規顧客の開発といった創造的で非定型的な業務においては、AI は人とのインタラクションによってその効果が発揮できると考えられる (Jia et al., 2024)。これらの分野の AI 活用においては、目的に応じたデータ分析が求められるため、データサイエンティストとしてのスキルやデータ資源を適切に管理するための組織との補完性が高いことが想定される。

本稿においては、AI システムを導入した際に、ルーチンワーク削減をメインとした「業務効率化」、非定型的作業の結果実現可能となる「イノベーションの創出」及び「マーケティング高度化」の3種類の経営効果を考える。更に、それぞれの効果を達成するために必要となる補完的な経営資源として、人材、データ資源及びデータ組織の3つを取り上げ、3つの経営効果との間の補完関係について見ることにする (図1)。

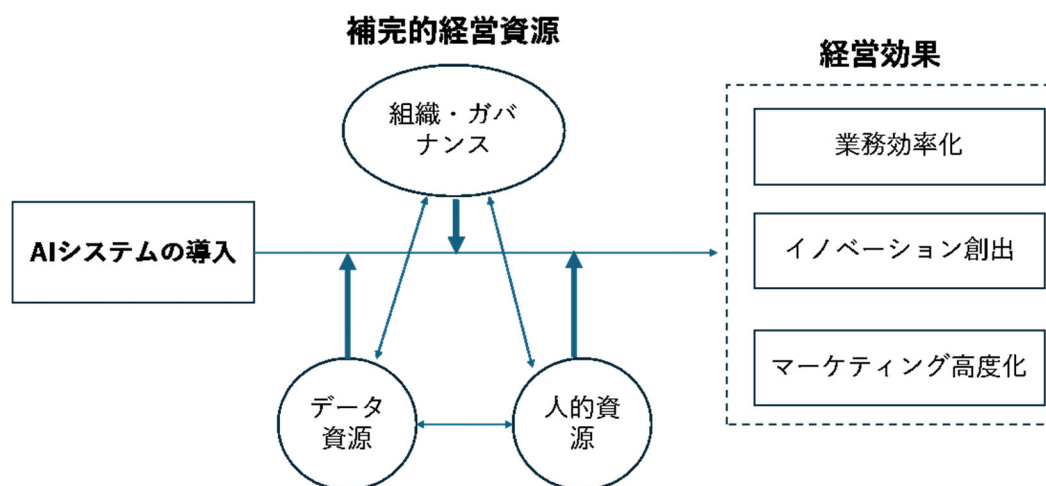


図1：分析フレームワーク

まず、データ資源であるが、AIの根幹的な技術である機械学習において、モデルを推計するためのデータの存在は不可欠である。データについては、従業員のプロフィール、売り上げ・販売情報、顧客情報、製造プロセスデータなどの企業内におけるデータに加えて、公的統計情報やウェブスクレーピングデータなどの外部データが用いられている。特に企業独自で保有する企業内データは、データによって他社との競争優位を築くことができるという点で重要である（Bessen et. al, 2022）。特に、データ活用を進めていくことで新しい用途が生まれるというデータアナリティクスのダイナミックな特性があるため、各社とも独自データの取り扱いには慎重になっている（元橋、2016）。特に昨今では新しいモデルが開発されると、そのプログラムについてはGit-Hubなどのオープンソースプラットフォームにおいて公開されることが多い。従って、AIシステムのうち技術によって差別化を行うことが難しくなっているため、企業競争力の根源としてのデータ資源の重要性が高まっている（Gregory et al. 2021）。

また、AIの経営活用を実現していくうえで人材が重要であることはいうまでもない。これまでデジタル技術は定型的なタスクに適用され、当該タスクに従事する人を置き換えてきた。AI技術の進展によって、企業内の様々なタスクからルーチン部分を抜き出し、従来のITシステムでは対応できないタスクへの対応が可能になっている。これが将来的にはAIが人にとって替わるのではないかというAI脅威論につながり、むしろ人材と代替的な関係にあるという見方もある。ただ、少なくとも現状の技術レベルではAIによってルーチンワークを探し出し、システム構築を行うのはデータサイエンティストの役割である。機械学習モデルを推計するためのデータの蓄積が進み、技術の進展によって利用可能なモデルが広がる中で、新しいAIシステムを開発し、運用するニーズはますます広がっている。つまり、新しいシステム開発やシステムの高度化（Augmentation）とそのシステムを使ったルーチンワークの自動化（Automation）は

シークエンシャルに発生し、そのサイクルを常に回し続けることでより大きな経営効果が得られるようになる (Raisch and Krakowski, 2021)。このプロセスを進めるためにデータサイエンティストは質・量の両面で必要となる。

データサイエンティストのスキルとしては、プログラミングなどの情報処理や統計（データアナリティクス手法）の知識の他、企業や適用領域それぞれのドメイン知識が必要となる。システム構築については、ある程度は外部ベンダーの力を借りることが可能であるが、企業内における AI の適用ニーズの把握とそれを実現するための手法についてある程度の理解は必要であるため、企業内データサイエンティストには、ドメイン知識と情報処理・統計処理の両面でのスキルが求められる（元橋・金、2024）。

最後にデータマネジメントや人材獲得・育成を効果的かつ効率的に進めるための企業内組織の整備が必要となる。特に日本企業においては、IT 利活用が企業内のそれぞれの部門内では進んでいるが、全社的には最適化されてないというサイロ化が問題となり、IT の経営効果や生産性向上の妨げになっているとされている (Motohashi, 2008)。個々の AI システムは、その適用部門や目的ごとに開発されるものであるが、それぞれのシステムについて改良を加え、より効果的なシステムと発展させるためには、組織的なバックアップが必要である。企業内の様々なアクティビティから得られるデータを収集分析し、それを AI システムに当てはめることで業務プロセスを革新する、Augmentation と Automation の相互プロセスを進めながら、企業内にその適用領域を広げていくためには、全社的なリーダーシップが必要となる (Davenport, 2018; Davenport and Mittal 2023)。

更に、AI 活用にあたっては、データガバナンスについて注意を払う必要がある (Gregory et al., 2021)。特に従業員や顧客などのデータには個人情報が多く含まれる可能性があることから、AI システムの構築にあたってその取扱いについて注意する必要がある。更に、最近では LLM を自社情報でカスタマイズして用いる事例が広がっているが、その際に社内情報の意図せざる漏洩を防止する対策も必要である。企業内に全社的にデータ管理部門を置くことは、このデータガバナンスの観点からも有効である。

なお、これらの3つの経営資源については、それぞれ相互に関係していることにも留意が必要である（図1における経営資源間の矢印参照）。データ資源の充実に伴って、適切なデータガバナンスが必要となると同時に人的資源も質・量の両面で必要となる。また、全社的にデータや AI に関する推進部門を設けることによって、AI fueled company といった高いレベルの AI 経営を他者に先駆けて達成することが可能となる。このように AI 導入と補完的資産の関係だけでなく、補完的資産の間の関係性について分析することとする。

3. 分析手法と結果

本研究で用いた「AI・データの経営活用に関するアンケート調査」では、AIシステムの導入と活用が経営や業務パフォーマンスに与える影響を九つの分野に分けて質問している（元橋・金、2024）。本論文では、これらの評価を前述のように、(1) 業務効率化、(2) イノベーション創出、(3) マーケティング高度化の三つに集約して分析を行っている。具体的には以下のような作業を行った。

当調査では、AIシステムの導入と活用が経営や業務パフォーマンスに与える影響を、①ルーチンワークの削減、②人員カットによるコスト削減、③在庫管理の最適化と安定化、④製品トレーサビリティの向上、⑤新商品・サービス開発、⑥新規顧客獲得、⑦顧客満足度の向上、⑧新事業・ビジネスアイデアの創造、⑨利益率の向上、の九つの分野に対してそれぞれ、「大いにあり」、「ややあり」、「どちらでもない」、「あまりなし」、「大いになし」の5段階で評価するようにしている。このうち、①ルーチンワークの削減、②人員カットによるコスト削減のそれぞれに対して、「大いにあり」と答えた場合2点、「ややあり」に対しては1点、それ以外に対しては0点と採点して、合計することで(1) 業務効率化の点数としている。そのため、最大4点、最小0点となっている。

(2) イノベーション創出の評価のためには、⑤新商品・サービス開発と⑧新事業・ビジネスアイデアの創造を同様の方法で集計している。(3) マーケティング高度化のためには⑥新規顧客獲得と⑦顧客満足度の向上の評価を同様の方法で集計している。表1は、AI導入と活用の経営への効果の主な集計値と元となった調査項目の基礎統計量である。それぞれの集計量と元の調査項目の採点の相関係数は0.7～0.8と高い。

表1 AI導入と活用の経営への効果の記述統計

変数名	Obs.	Mean	S.D.	Min.	Max.
(1) 業務効率化	125	1.496	1.196	0	4
(2) イノベーション創出	125	1.392	1.343	0	4
(3) マーケティング高度化	125	1.416	1.392	0	4
(4) ルーチンワークの削減	122	3.926	1.069	1	5
(5) 人員カットによるコスト削減	121	3.041	1.200	1	5
(6) 新商品・サービス開発	122	3.279	1.386	1	5
(7) 新事業、ビジネスアイデアの創造	118	3.407	1.249	1	5
(8) 新規顧客獲得	117	3.214	1.312	1	5
(9) 顧客満足度の向上	118	3.653	1.143	1	5

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
(1)	1								
(2)	0.179**	1							
(3)	0.345***	0.507***	1						
(4)	0.767***	0.105	0.084	1					
(5)	0.69***	0.154*	0.308***	0.41***	1				
(6)	0.115	0.793***	0.415***	0.167*	0.259***	1			
(7)	0.137	0.803***	0.317***	0.092	0.167*	0.693***	1		
(8)	0.206**	0.541***	0.785***	0.08	0.303***	0.679***	0.517***	1	
(9)	0.283***	0.376***	0.822***	0.036	0.428***	0.422***	0.301***	0.663***	1

出典：経済産業研究所の「AI・データの経営活用に関するアンケート調査」より著者作成

注：「AI・データの経営活用に関するアンケート調査」の元のデータの「大いにあり」を5点、「ややあり」を4点、「どちらでもない」を3点、「あまりなし」を2点、「大いになし」を1点としている。* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

本論文の分析では、経営への影響に関して、AIシステムの補完的資産の役割を果たすものとして人材、データ、組織を想定している。それぞれの変数は以下のように作成した。まず、AIパフォーマンスのための人材に関しては、AI人材のスキルと現状に関する回答を用いている。当該調査では、AI・データの経営活用における社内人材スキルについて必要とされる知識を①情報処理技術、②プログラミング、③統計学、④事業ドメインの知識、の四つに分け、それぞれ「スキルの重要性」と「現状のスキル」を3段階で評価させている。これらを、「スキルの重要性」をウェイトにして「現状のスキル」の点数を加重平均して人材投入の指標としている。「現状のスキル」が「十分である」場合3点、「やや不足している」場合は2点、「不足している」場合は1点としているため、人材投入の指標は1～3点に分布する。

AIの活用において重要なデータの活用に関しては、当該調査の「導入している主なAIシステムに利用しているデータ」に関する回答を用いている。調査では、内部データに関しては①従業員データ、②売上・販売データ、③顧客・取引先データ、④製造管理データ、⑤ログデータ、⑥R&D（研究開発）データ；外部データに関しては⑦公的統計情報、⑧有償データ、⑨Webスクレイピング（クローラー）によるデータ、⑩外部アンケートデータ、を複数回答で質問している。このうち、①従業員データ、②売上・販売データ、③顧客・取引先データのうち、利用しているデータの数で内部データ数とし、⑦公的統計情報、⑨Webスクレイピング（クローラー）によるデータ、⑩外部アンケートデータを外部データ数とする。

トデータのうち、利用しているデータの数と外部データ数としている。そのため、内部データも外部データも 0～3 の整数の値をとる変数となっている。

組織に関する変数は「全社的なデータを活用している部署があるか」に関する設問への回答をバイナリ変数として用いている。

また、人材、データ（内部と外部）、組織の補完的資産の間に存在するために、これらの変数の交差項を作成し、分析に加えている。ほかに、企業の規模をコントロールするために、従業員数の対数を加える。AI 導入と活用に関する産業の違いをコントロールするために、製造業と情報サービス業のダミー変数も加えている¹。

表 2 は分析に用いられる諸変数の基礎統計である。注目すべき点として、相関係数が有意で非常に大きな値である場合が多いことである。例えば「内部データ数」と「人材投入×内部データ数」の相関係数は 0.926 であり、「外部データ数」と「人材投入×外部データ数」の相関係数は 0.953 である。そのため、推計では多重共線性の可能性や係数の解釈には注意が必要である。

表 2 AI 導入・活用の経営への効果分析のための記述統計

変数名	Obs.	Mean	S.D.	Min.	Max.
(1) 人材投入	132	1.885	0.589	1	3
(2) 内部データ数	122	0.730	0.891	0	3
(3) 外部データ数	122	0.516	0.784	0	3
(4) 全社的なデータ活用部署の存在	137	0.569	0.497	0	1
(5) 内部データ数×外部データ数	122	0.459	1.274	0	6
(6) 人材投入×内部データ数	118	1.395	1.834	0	9
(7) 人材投入×外部データ数	118	1.026	1.556	0	6
(8) 全社的なデータ活用部署の存在×人材投入	132	1.114	1.059	0	3
(9) 全社的なデータ活用部署の存在×内部データ数	122	0.516	0.836	0	3
(10) 全社的なデータ活用部署の存在×外部データ数	122	0.361	0.728	0	3
(11) 産業ダミー（製造業）	136	0.324	0.470	0	1
(12) 産業ダミー（情報処理サービス業）	136	0.368	0.484	0	1
(13) ln（従業員数）	135	6.098	2.737	0	12.027

¹ 当該調査では産業を 36 に分けて調査を行っているが、AI を導入した企業の観測値が 137 社であるため、分析では産業を、製造業、情報サービス業、卸・小売業の三つに分けている。

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)
(1)	1												
(2)	-0.014	1											
(3)	0.024	0.119	1										
(4)	0.101	0.197**	0.146	1									
(5)	0.078	0.547***	0.638***	0.196**	1								
(6)	0.233**	0.926***	0.149	0.198**	0.545***	1							
(7)	0.172*	0.146	0.953***	0.17*	0.661***	0.216**	1						
(8)	0.411***	0.161*	0.145	0.907***	0.227**	0.246***	0.231**	1					
(9)	0.012	0.789***	0.195**	0.517***	0.521***	0.734***	0.243***	0.449***	1				
(10)	0.071	0.203**	0.829***	0.415***	0.622***	0.25***	0.815***	0.397***	0.344***	1			
(11)	0	-0.076	-0.274***	0.056	-0.197**	-0.108	-0.312***	0.053	-0.06	-0.221**	1		
(12)	0.146*	-0.16*	0.188**	-0.237***	-0.013	-0.079	0.209**	-0.231***	-0.217**	0.05	-0.527***	1	
(13)	-0.204**	0.171*	-0.114	0.27***	0.148	0.088	-0.12	0.229***	0.226**	0.01	0.367***	-0.622***	1

出典：経済産業研究所の「AI・データの経営活用に関するアンケート調査」より著者作成

注：「AI・データの経営活用に関するアンケート調査」の元のデータの「大いにあり」を5点、「ややあり」を4点、「どちらでもない」を3点、「あまりなし」を2点、「大いになし」を1点としている。* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

分析の第一歩として、三つの経営への影響を被説明変数として、説明変数を様々な形で組み合わせて順序ロジット分析を行うことにする。表3は「業務効率化」に対するAI導入の補完的資産の役割を順序ロジットモデル分析したものである。全体として業務効率化にはAIの導入とともに内部データの活用が重要であると思われる。また、モデル(2)と(6)によれば、業務効率化のための内部データと外部データの補完的な関係も確認できる。同モデルで外部データ数の係数が負であるが、交差項が存在するため、後述する限界効果では有意ではない。

表 3 AI 導入・活用の業務効率化への効果

	業務効率化					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
人材投入	-0.289 [0.344]	-0.502 [0.359]	-0.612 [0.480]	-0.0615 [0.584]	-0.295 [0.346]	-0.131 [0.601]
内部データ数	0.935*** [0.219]	0.583** [0.267]	0.223 [0.674]	0.927*** [0.219]	1.248*** [0.391]	0.556** [0.269]
外部データ数	-0.141 [0.243]	-0.763** [0.373]	-0.16 [0.891]	-0.13 [0.245]	0.104 [0.478]	-0.768** [0.374]
全社的データ活用部署の存在	-0.0329 [0.416]	0.12 [0.427]	0.0215 [0.423]	0.574 [1.335]	0.356 [0.546]	1.117 [1.386]
内部データ数×外部データ数		0.558** [0.245]				0.580** [0.247]
人材投入×内部データ数			0.379 [0.342]			
人材投入×外部データ数			-0.013 [0.463]			
全社的データ活用部署の存在×人材投入				-0.334 [0.697]		-0.543 [0.716]
全社的データ活用部署の存在×内部データ数					-0.421 [0.445]	
全社的データ活用部署の存在×外部データ数					-0.305 [0.549]	
産業ダミー（製造業）	0.189 [0.447]	0.381 [0.459]	0.207 [0.454]	0.174 [0.449]	0.132 [0.454]	0.365 [0.460]
産業ダミー（情報処理サービス業）	0.632 [0.555]	0.735 [0.573]	0.688 [0.561]	0.59 [0.561]	0.602 [0.557]	0.672 [0.578]
ln（従業員数）	0.0188 [0.0846]	-0.0437 [0.0893]	0.0183 [0.0857]	0.0242 [0.0853]	0.0182 [0.0858]	-0.0378 [0.0895]
Observation	107	107	107	107	107	107
Pseudo R ²	0.066	0.083	0.070	0.066	0.070	0.085
Log likelihood	-146.9	-144.2	-146.3	-146.8	-146.3	-143.9
χ^2	20.6	26	21.85	20.83	21.87	26.58
p-value	0.0044	0.00105	0.00937	0.00761	0.00931	0.00164

出典：経済産業研究所の「AI・データの経営活用に関するアンケート調査」より著者作成

注：順序ロジット分析。変数の説明は本文を参照。括弧内は標準偏差。* p<0.10, ** p<0.05, *** p<0.01

表 4 は、イノベーション創出への効果を、同様の順序ロジットモデルで分析した結果である。イノベーションの創出のためには AI の導入とともに外部データの利用が重要であることが確認できる。また、モデル（5）では、外部データと全社的データ活用部

署の存在が補完的な役割を果たすことがわかる。ほかに、イノベーションは主に製造業で重要であるため、製造業ダミーが有意であることも確認できる。

表4 AI導入・活用のイノベーション創出への効果

	イノベーション創出					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
人材投入	-0.0648 [0.348]	-0.053 [0.356]	-0.592 [0.490]	0.545 [0.597]	-0.133 [0.355]	0.545 [0.597]
内部データ数	0.097 [0.217]	0.125 [0.278]	-1.318* [0.735]	0.0598 [0.216]	-0.188 [0.369]	0.0608 [0.279]
外部データ数	0.724*** [0.243]	0.761** [0.335]	0.947 [0.879]	0.772*** [0.246]	-0.0602 [0.410]	0.774** [0.335]
全社的データ活用部署の存在	-0.522 [0.408]	-0.53 [0.411]	-0.431 [0.412]	1.161 [1.398]	-1.334** [0.549]	1.159 [1.414]
内部データ数×外部データ数		-0.0393 [0.247]				-0.0014 [0.246]
人材投入×内部データ数			0.767** [0.373]			
人材投入×外部データ数			-0.145 [0.459]			
全社的データ活用部署の存在×人材投入				-0.928 [0.738]		-0.928 [0.744]
全社的データ活用部署の存在×内部データ数					0.389 [0.449]	
全社的データ活用部署の存在×外部データ数					1.148** [0.500]	
産業ダミー（製造業）	0.825* [0.488]	0.813* [0.493]	0.915* [0.502]	0.784 [0.490]	1.065** [0.509]	0.784 [0.495]
産業ダミー（情報処理サービス業）	0.806 [0.533]	0.808 [0.533]	0.893 [0.543]	0.709 [0.542]	0.934* [0.536]	0.709 [0.542]
ln（従業員数）	-0.105 [0.0896]	-0.101 [0.0945]	-0.109 [0.0921]	-0.0863 [0.0909]	-0.118 [0.0909]	-0.0861 [0.0953]
Observation	107	107	107	107	107	107
Pseudo R ²	0.066	0.066	0.080	0.071	0.086	0.071
Log likelihood	-146.3	-146.3	-144.1	-145.5	-143.1	-145.5
χ^2	20.73	20.76	25.09	22.33	27.02	22.33
p-value	0.00419	0.00782	0.00288	0.00435	0.00139	0.0079

出典：経済産業研究所の「AI・データの経営活用に関するアンケート調査」より著者作成

注：順序ロジット分析。変数の説明は本文を参照。括弧内は標準偏差。* p<0.10, ** p<0.05, *** p<0.01

表5は、マーケティングの高度化への影響を同様の順序ロジットモデルで分析した結果である。モデル(1)と(4)では内部データと外部データの両方が重要であることがわかる。また、モデル(4)と(6)では全社的データ活用部署の存在も重要であると思われる。ただし、多くの交差項があるため、限界効果は別途分析する必要があることには注意する必要がある。

表5 AI導入・活用のマーケティングの高度化への効果

	マーケティングの高度化					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
人材投入	0.153 [0.355]	0.0689 [0.363]	-0.222 [0.491]	1.181* [0.606]	0.132 [0.360]	1.246** [0.613]
内部データ数	0.398** [0.199]	0.201 [0.259]	-1.285* [0.756]	0.364* [0.199]	0.173 [0.393]	0.0822 [0.263]
外部データ数	0.641** [0.251]	0.333 [0.358]	2.166** [0.974]	0.725*** [0.256]	-0.427 [0.509]	0.311 [0.357]
全社的データ活用部署の存在	-0.0806 [0.425]	0.0122 [0.430]	0.0273 [0.430]	2.769* [1.429]	-0.876 [0.562]	3.369** [1.481]
内部データ数×外部データ数		0.297 [0.246]				0.412* [0.250]
人材投入×内部データ数			0.917** [0.389]			
人材投入×外部データ数			-0.840* [0.502]			
全社的データ活用部署の存在×人材投入				-1.578** [0.754]		-1.839** [0.773]
全社的データ活用部署の存在×内部データ数					0.352 [0.460]	
全社的データ活用部署の存在×外部データ数					1.410** [0.573]	
産業ダミー（製造業）	0.187 [0.455]	0.238 [0.456]	0.0965 [0.471]	0.147 [0.464]	0.366 [0.465]	0.202 [0.466]
産業ダミー（情報処理サービス業）	1.077* [0.550]	1.022* [0.550]	1.121** [0.564]	0.942* [0.560]	1.302** [0.565]	0.829 [0.562]
ln（従業員数）	0.113 [0.0848]	0.0738 [0.0906]	0.127 [0.0862]	0.145* [0.0882]	0.116 [0.0863]	0.0956 [0.0928]
Observation	107	107	107	107	107	107
Pseudo R ²	0.055	0.060	0.082	0.069	0.079	0.078
Log likelihood	-149.7	-149	-145.4	-147.5	-146	-146.1
χ^2	17.38	18.88	25.98	21.87	24.9	24.71
p-value	0.0151	0.0155	0.00206	0.00516	0.00309	0.00331

出典：経済産業研究所の「AI・データの経営活用に関するアンケート調査」より著者作成

注：順序ロジット分析。変数の説明は本文を参照。括弧内は標準偏差。* $p<0.10$, ** $p<0.05$, *** $p<0.01$

前述のように、多くの交差項がある推計には注意が必要であるが、ここではそれを念頭に置きながら、説明変数を増やした分析を試みる。その結果の表 6 を見ると、「人材投入×内部データ数」と「全社的データ活用部署の存在×外部データ数」の係数が安定的に正で有意であることから、イノベーション創出とマーケティングの高度化、人材と内部データ活用、組織と外部データ活用にはそれぞれ補完関係があると考えられる。一方、業務効率化モデル（1）では有意に推計されたものがなく、モデル（4）では内部データと外部データの補完関係のみが確認できる。また、イノベーション創出は製造業と情報サービス業で高く、マーケティング高度化は製造業ではなく情報サービス業が高いことも特徴である。ほかに、内部データの係数が負で有意に推計されているが、説明変数の交差項のためであると思われる。

表 6 AI 導入・活用の経営への効果

	(1) 業務 効率化	(2) イノベー ション創 出	(3) マーケ ティング の高度化	(4) 業務 効率化	(5) イノベー ション創 出	(6) マーケ ティング の高度化
人材投入	-0.345 [0.639]	0.0577 [0.623]	0.801 [0.650]	-0.45 [0.644]	0.0547 [0.624]	0.883 [0.655]
内部データ数	0.419 [0.792]	-1.554* [0.821]	-1.622* [0.922]	-0.00981 [0.878]	-1.532* [0.856]	-2.121** [0.943]
外部データ数	-0.226 [0.998]	0.355 [1.010]	1.557 [1.216]	-0.555 [1.026]	0.371 [1.027]	1.338 [1.172]
全社的データ活用部署の存在	1.629 [1.533]	0.805 [1.563]	1.718 [1.662]	2.388 [1.572]	0.778 [1.593]	2.393 [1.669]
内部データ数×外部データ数				0.695*** [0.270]	-0.021 [0.242]	0.588** [0.280]
人材投入×内部データ数	0.45 [0.364]	0.730* [0.379]	0.840** [0.407]	0.512 [0.367]	0.727* [0.379]	0.910** [0.409]
人材投入×外部データ数	0.228 [0.494]	-0.145 [0.529]	-1.033* [0.626]	0.103 [0.497]	-0.143 [0.530]	-1.173* [0.607]
全社的データ活用部署の存在×人材投入	-0.622 [0.762]	-1.105 [0.794]	-1.446* [0.848]	-0.838 [0.779]	-1.094 [0.804]	-1.725** [0.843]
全社的データ活用部署の存在×内部データ数	-0.469 [0.477]	0.412 [0.467]	0.64 [0.519]	-0.596 [0.520]	0.411 [0.468]	0.67 [0.487]
全社的データ活用部署の存在×外部データ数	-0.464 [0.561]	0.977* [0.518]	1.394** [0.620]	-0.736 [0.612]	0.980* [0.520]	1.302** [0.605]
産業ダミー（製造業）	0.146 [0.460]	1.100** [0.518]	0.257 [0.482]	0.326 [0.469]	1.095** [0.521]	0.325 [0.486]
産業ダミー（情報処理サービス業）	0.571 [0.573]	0.963* [0.560]	1.221** [0.580]	0.707 [0.605]	0.967* [0.562]	1.111* [0.582]
ln（従業員数）	0.0234 [0.0875]	-0.092 [0.0938]	0.157* [0.0914]	-0.0398 [0.0911]	-0.0897 [0.0974]	0.1 [0.0950]
Observation	107	107	107	107	107	107
Pseudo R ²	0.077	0.103	0.117	0.100	0.103	0.132
Log likelihood	-145.2	-140.5	-139.9	-141.5	-140.5	-137.6
χ^2	24.06	32.28	37.04	31.43	32.29	41.68
p-value	0.02	0.00125	0.00022	0.00291	0.00218	7.39E-05

出典：経済産業研究所の「AI・データの経営活用に関するアンケート調査」より著者作成

注：順序ロジット分析。変数の説明は本文を参照。括弧内は標準偏差。* p<0.10, ** p<0.05, *** p<0.01

ここでは、人材投入、データ資産、データ活用組織それぞれの限界効果を確認する。順序ロジットモデルであるため、被説明変数の段階によってそれぞれの変数の限界効果は異なる。表7は、表6の推計のモデル（1）～（3）の結果における、人材投入、デー

タ資産、データ活用組織それぞれの限界効果の推計値である。それぞれの被説明変数の段階ごとの限界効果が各説明変数に対して交差項の影響も含めて推計されている。業務効率化においては内部データの活用が重要であり、業務効率化の程度が高いとき限界効果が高いことが特徴である。

一方、イノベーションの創出に関しては外部データが重要で、中間以上高いレベルであるとき有意である。マーケティングの高度化に関しては、総合的には内部データが重要であることがわかる。

表7 AI導入・活用の経営への効果（表6モデル [1] ～ [3]、限界効果）

	被説明変数の値				
	0	1	2	3	4
(1) 被説明変数＝業務効率化					
人材投入	0.0658 [0.0652]	-0.00838 [0.0229]	-0.0458 [0.0383]	-0.0122 [0.0209]	0.00055 [0.0240]
内部データ数	-0.175*** [0.0401]	-0.0307 [0.0203]	0.0973*** [0.0241]	0.0527*** [0.0186]	0.0556*** [0.0188]
外部データ数	0.00876 [0.0466]	0.0081 [0.0111]	-0.00465 [0.0261]	-0.00637 [0.0142]	-0.00584 [0.0154]
全社的データ活用部署の存在	-0.00227 [0.0716]	0.0197 [0.0292]	0.0251 [0.0440]	-0.00662 [0.0221]	-0.0359 [0.0451]
(2) 被説明変数＝イノベーション創出					
人材投入	0.0278 [0.0653]	-0.00855 [0.0134]	-0.0142 [0.0216]	-0.00284 [0.0259]	-0.0022 [0.0315]
内部データ数	-0.0134 [0.0394]	0.00198 [0.00597]	0.00342 [0.0118]	0.00224 [0.0156]	0.00577 [0.0165]
外部データ数	-0.132*** [0.0440]	0.00659 [0.00934]	0.0459*** [0.0148]	0.0399** [0.0201]	0.0392* [0.0219]
全社的データ活用部署の存在	0.113 [0.0876]	-0.00457 [0.0125]	-0.0558 [0.0343]	-0.0402 [0.0341]	-0.0126 [0.0315]
(3) 被説明変数＝マーケティングの高度化					
人材投入	-0.017 [0.0725]	0.00116 [0.00922]	0.0187 [0.0257]	0.00923 [0.0175]	-0.0121 [0.0406]
内部データ数	-0.062 [0.0451]	-0.00344 [0.00438]	0.0119 [0.0173]	0.0165 [0.0133]	0.0371* [0.0194]
外部データ数	-0.0808 [0.0549]	0.00397 [0.00911]	0.0263 [0.0207]	0.0152 [0.0143]	0.0352 [0.0250]
全社的データ活用部署の存在	-0.00957 [0.0985]	-0.011 [0.0118]	-0.0233 [0.0419]	0.00288 [0.0274]	0.0411 [0.0360]

出典：経済産業研究所の「AI・データの経営活用に関するアンケート調査」より著者作成

注：表6の推計のモデル（1）～（3）の限界効果。順序ロジット分析。変数の説明は本文を参照。括弧内は標準偏差。* p<0.10, ** p<0.05, *** p<0.01

表8は、表6モデル（4）～（6）の推計による各変数の総合的な限界効果を推計したものである。基本的には表7の結果と同様である。

表8 AI導入・活用の経営への効果（表6モデル[4]～[6]、限界効果）

	被説明変数の値				
	0	1	2	3	4
（4）被説明変数＝業務効率化					
人材投入	0.105 [0.0652]	0.00409 [0.0236]	-0.0670* [0.0372]	-0.0285 [0.0213]	-0.0137 [0.0240]
内部データ数	-0.169*** [0.0407]	-0.0174 [0.0217]	0.0907*** [0.0255]	0.0450** [0.0183]	0.0505*** [0.0162]
外部データ数	0.0744 [0.0521]	-0.0135 [0.0159]	-0.0511 [0.0323]	-0.0139 [0.0157]	0.00407 [0.0154]
全社的データ活用部署の存在	-0.0235 [0.0703]	0.00103 [0.0327]	0.0431 [0.0411]	0.0126 [0.0244]	-0.0332 [0.0386]
（5）被説明変数＝イノベーション創出					
人材投入	0.0271 [0.0659]	-0.00847 [0.0134]	-0.0139 [0.0220]	-0.00268 [0.0261]	-0.00205 [0.0315]
内部データ数	-0.0148 [0.0426]	0.00218 [0.00636]	0.00425 [0.0151]	0.00274 [0.0167]	0.00566 [0.0165]
外部データ数	-0.132*** [0.0452]	0.00654 [0.00935]	0.0463*** [0.0154]	0.0404* [0.0208]	0.0393* [0.0219]
全社的データ活用部署の存在	0.114 [0.0881]	-0.00465 [0.0125]	-0.056 [0.0344]	-0.0404 [0.0343]	-0.0129 [0.0316]
（6）被説明変数＝マーケティングの高度化					
人材投入	0.00558 [0.0694]	-0.00201 [0.0101]	0.00631 [0.0251]	0.00984 [0.0168]	-0.0197 [0.0328]
内部データ数	-0.0419 [0.0424]	-0.00423 [0.00590]	-0.00132 [0.0169]	0.00366 [0.0140]	0.0438*** [0.0170]
外部データ数	-0.0483 [0.0566]	0.00173 [0.00905]	0.0149 [0.0237]	0.00194 [0.0145]	0.0297 [0.0237]
全社的データ活用部署の存在	-0.0193 [0.0924]	-0.00385 [0.0101]	-0.0226 [0.0396]	-0.00367 [0.0289]	0.0494 [0.0344]

出典：経済産業研究所の「AI・データの経営活用に関するアンケート調査」より著者作成

注：表6の推計のモデル(4)～(6)の限界効果。順序ロジット分析。変数の説明は本文を参照。括弧内は標準偏差。* $p<0.10$, ** $p<0.05$, *** $p<0.01$

4. まとめとインプリケーション

これまでの分析結果をまとめると以下のとおりである。

- ・ AIを用いた「業務効率化」においては内部データの活用が重要であり、内部データと外部データの双方を利用することでより高い経営効果が得られる。一方で「人材」や「組織」との補完的な関係は見られない。
- ・ AIを用いた「イノベーション創出」については、外部データの活用が重要である。また、人材と内部データが補完的な関係にあり、人材が十分でないと内部データを用いた効果は得られない。更に全社的データ組織については、外部データと補完的である。
- ・ AIを用いた「マーケティング高度化」については、内部データと外部データのそれぞれの活用が重要である。また、内部データについては人材と補完的、外部データについては人材と代替的となる。また、全社的組織と外部データについても代替的な関係がみられ、人材に乏しく、データ管理に関する組織が十分でない企業は外部データに依存したマーケティングで効果を引き出すという逆の因果関係が影響している可能性がある。

「業務効率化」は、AIをルーチン業務に適応して既存業務をシステムで置き換えることで生産性の向上を図る内容のものであり、内部業務のためのシステムには内部データが必要となることはある意味自明である。対象となるAIシステムの内容としては「製造プロセス監視システム」、「生成AIによる社内文書作成」、「画像認識による労働安全システム」など多岐にわたるが、それぞれが特定のタスクに特化した個別システムであり、頻出するニーズに対応したパッケージ製品も入手しやすい。従って、現場主導で進めることができ、システム開発のための社内人材に対するニーズも大きくないことから、全社的組織や人材との補完性は見られなかつと解釈できる。

その一方で新商品や新事業開発などの「イノベーション創出」は非定型的業務であり、企業内外の動向を踏まえてAIを活用していく必要がある。従って、内部データに加えて、外部データの活用も重要である。また、これらの業務におけるAI活用については、人とAIの共創関係が重要であるとされている(Jia et al, 2024; Kakatkar et al., 2020)。従って、データを活用するための人材が重要になってくる。更にはイノベーション創出は競合他社との競争優位を保つうえで重要な活動であるため、外部データを戦略的に収集し、社内活動に落とし込んでいくための全社的データ組織の存在も重要になる。

最後に「マーケティング高度化」については、既存顧客に関する内部データに加えて、新規顧客を開発するための外部データが重要となる。ただ、この分野はセールスフォースなどの顧客管理に関するパッケージ製品が利用しやすい分野である。従って、定型か非定型かという軸においては、「業務効率化」と「イノベーション創出」の間に位置づけられる活動であると考えられる。我々の分析結果から、人材や組織と代替的な関係をもつデータ項目が見受けられた。この点については、大きな人材投資を行う必要なく、また全社的な組織を設けるまでもなく、セールスの現場でパッケージ製品を使ってうまく経営効果を上げることができる可能を示しているのかもしれない。ただし、ダイナミックな市場環境に対して適切なマーケティング戦略を展開するための AI 活用は、高度なデータアナリティクスを必要とするものであり、その際には質の高い人材が必要になるはずである。今回の結果は、このような異質性を十分コントロールできないことによる結果といえ、今後さらなる検討が必要である。

本研究から得られるインプリケーションとしては、まず AI 活用におけるデータ資源の重要性である。データ資源というと企業内の非公開データに目が行きがちであるが、企業内部データに加えて、外部からの情報をいかに抽出し、AI 活用に生かしていくかが特に「イノベーション創出」のような非定型的業務の効果を上げるために必要となる。

更に、「イノベーション創出」について見たとおり、AI を単なる自動化(Automation)のために用いるのではなく、経営活動の高度化 (Augmentation) のツールとして活用するための、人的資源の重要性である。この両者を相互に行いながら、企業内の AI 活用を深化させていくことが重要であるが (Raisch and Krakwoski, 2021)、そのプロセスを主導するのは AI ではなく人である。

最後に上記のプロセスを企業全体に展開し、General Purpose Technology としての AI の可能性を最大限に引き出すための全社的組織の重要性である。今回の調査においては、全社的なデータ組織の有無について「イノベーション創出」において外部データとの補完関係がみられたが、データ戦略の他、人材の高度化のための人材育成プログラムの展開を含めた AI 活用に関する全社的なリーダーシップ組織を設けることが重要であると考えられる (Davenport and Mittal, 2023)。

参考文献

- Bessen, J., Impink, S., M., Reichensperger, L., Seama, R. (2022), The role of data for AI startup growth, *Research Policy*, 51(5) 104513
- Bresnahan T., E. Brynjolfsson and L. M. Hitt (2002), Information Technology, Workplace Organization, and the Demand for Skilled Labor: Firm-Level Evidence, *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 117, pp. 339-376

- Davenport, T. (2018), From analytics to artificial intelligence, *Journal of Business Analytics*, 2018, 1(2), 73-80
- Davenport, T. , Mittal, N. (2023), *All-in On AI: How Smart Companies Win Big with Artificial Intelligence*, Harvard Business School Press, Boston, MA
- Enholt, I. M., Papagiannidis, E., Mikalef, P., Krogstle, J. (2022). Artificial intelligence and business value: a literature review, *Information Systems Frontiers*, 24: 1709-1734
- Giachino, C., Cepel, M., Truant, E. and Bargoni, A. (2024), "Artificial intelligence-driven decision making and firm performance: a quantitative approach", *Management Decision*, Vol. ahead-of-print No. ahead-of-print.
<https://doi.org/10.1108/MD-10-2023-1966>
- Gregory, R. W., Henfridsson, O., Kaganer, E. and Kyriakou, H, (2021), The role of artificial intelligence and data network effects for creating user value, *Academy of Management Review*, 46(3), 534-551
- Ichniowski, C., Shaw, K. and G. Prennushi (1997), 'The Effects of Human Resource Management Practices on Productivity: A Study on Steel Finishing Lines', *American Economic Review*, vol. 87, no. 3, pp. 291-313.
- Huang, C – K., Lin, J-S. (2025), Firm Performance on Artificial Intelligence Implementation, *Managerial and Decision Economics*, published online
- Jia, N., Luo, X. and Fang, Z. (2024), When and how artificial intelligence augments employee creativity, *Academy of Management Journal*, 67(1), 5-32
- Kakatkar, C., Bilgram, V. and Fuller, J. (2020), Innovation analytics, Leveraging artificial intelligence in the innovation process, *Business Horizon*, 63, 171-181
- Kemp, A. (2024), Competitive advantage through artificial intelligence: toward a theory of situated AI, *Academy of Management Review*, 49(5), 618-653
- Motohashi, K. (2007), Firm-level analysis of information network use and productivity in Japan, *Journal of The Japanese and International Economies* ,21(2007) 121-137
- Raisch, S. and Krakowski, S. (2021), Artificial intelligence and management: the automation-augmentation paradox, *Academy of Management Review*, 46(1), 192-216
- Rammer, C., Fernandez, G. P., Czarnitski, D. (2022), Artificial intelligence and industrial innovation: Evidence from German firm-level data, *Research Policy*, 51(7) 104555

- Yang, C-H. (2022), How Artificial Intelligence Technology Affects Productivity and Employment: Firm-level Evidence from Taiwan, *Research Policy*, 51(6), 104536
- 元橋一之, 金 榮慤 (2024) , 「日本企業の AI とデータ活用の実態 : 「AI・データの経営活用に関するアンケート調査」を用いた記述統計分析」、RIETI Policy Discussion Paper Series 24-P-010
- 元橋一之 (2016) , 「日本の製造業におけるビッグデータ活用とイノベーションに関する実態」、RIETI Policy Discussion Paper Series 16-P-012