

AI・ロボット技術の進展と 2040年産業構造の推計

2025年12月11日
RIETI BBL報告用資料

経済産業研究所
深尾京司

報告の構成

経済産業研究所（RIETI）は経済産業省と連携し、産業構造審議会経済産業政策新機軸部会の第4次中間整理「成長投資が導く2040年の産業構造」（2025年6月3日）の基礎資料として、「2040年産業構造推計モデル」を構築した。

← 詳細はRIETI Highlight Vol.106（2025年秋号）を見られたい。

このモデルの大きな特徴として、AI・ロボット技術の普及が将来の就業構造に及ぼす影響を詳細な産業別・職種別に推計したことが挙げられる。

以下では、

1. 2040年産業構造推計

深尾 京司・新井 園枝・板倉 健・北尾 早霧・中田 大悟・前田 佐恵子・松尾 武将・吉野 彰浩「2040年産業構造推計のための理論モデルとデータ」RIETI Discussion Paper Series, No. 25-J-027。

<https://www.rieti.go.jp/jp/publications/summary/25100005.html>

2. AI・ロボットと就業構造

深尾 京司・池内 健太・長谷 佳明・Cristiano Perugini・Fabrizio Pompei (2025) 「AIおよびロボット技術の進展と日本の雇用・賃金」RIETI Policy Discussion Paper Series, No. 25-P-008。

<https://www.rieti.go.jp/jp/publications/summary/25040010.html>

深尾 京司・松尾 武将・吉野 彰浩「AI・ロボット技術と生産構造の変化：生産関数による定式化」RIETI Discussion Paper Series, No. 25-J-026。

<https://www.rieti.go.jp/jp/publications/summary/25100004.html>

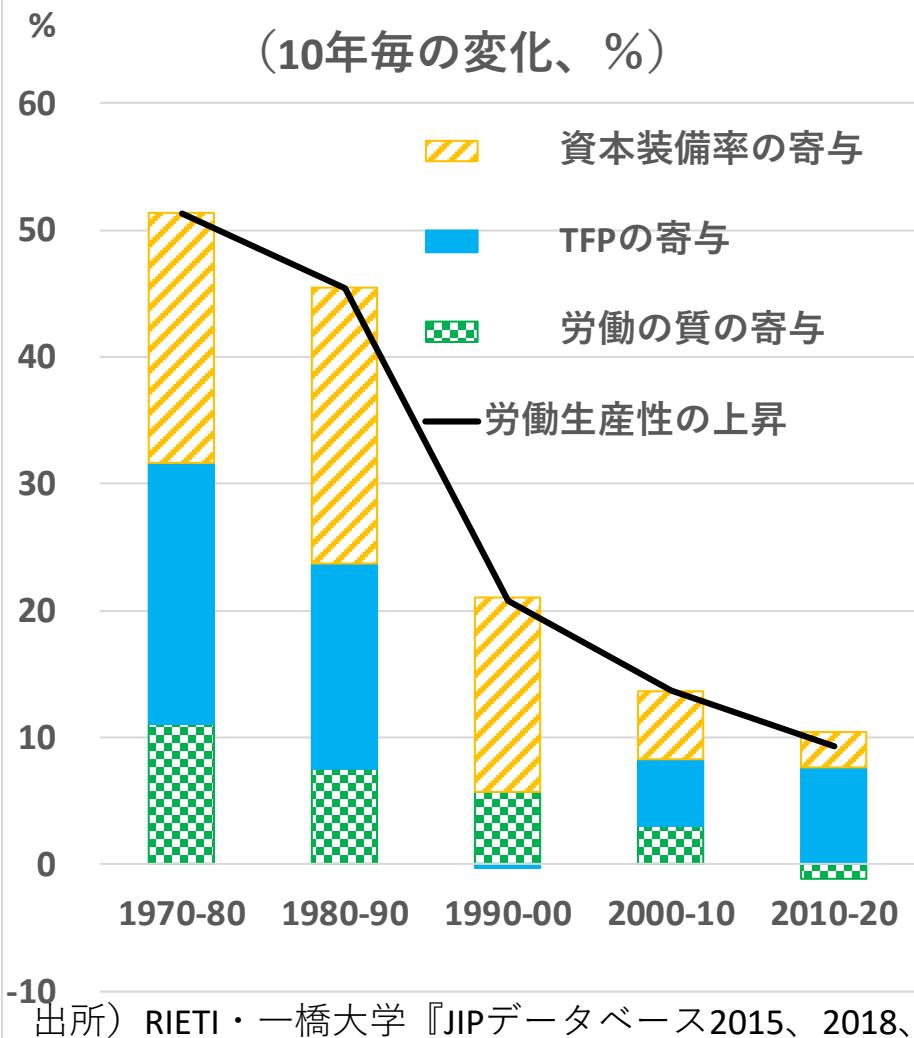
について説明する。

1. 2040年産業構造推計：問題意識

2000年代以降の日本における労働生産性上昇減速の主因は、物的・人的資本蓄積の停滞であった。労働の質低下は非正規雇用拡大で生じた。

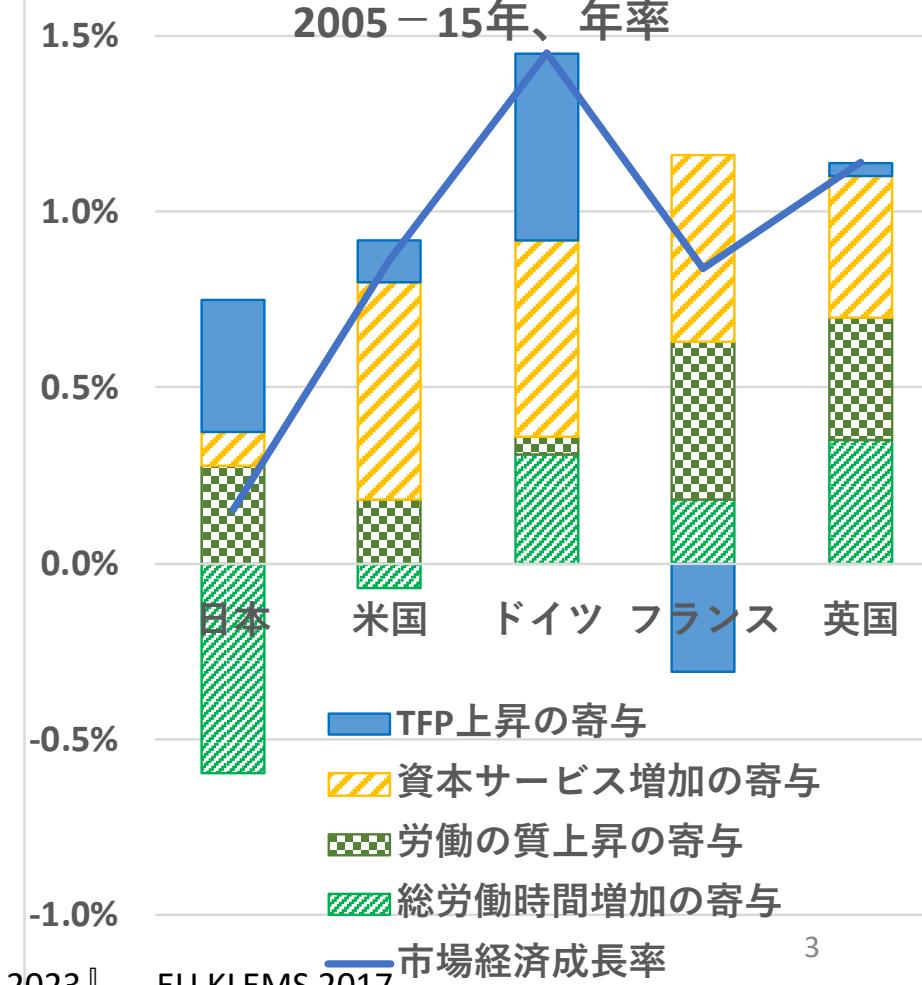
労働生産性の上昇とその源泉

(10年毎の変化、%)



市場経済における成長の源泉：

2005-15年、年率

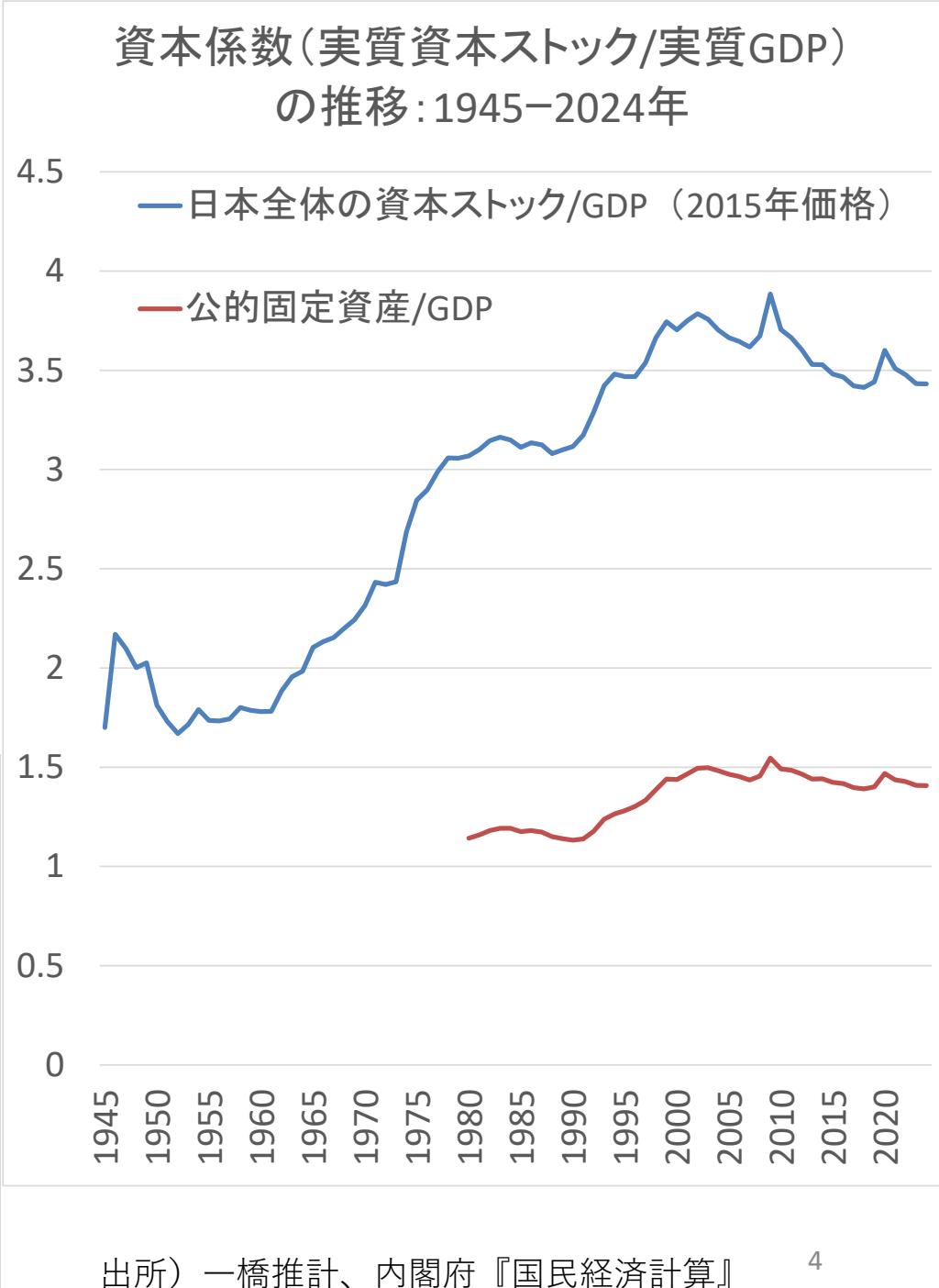
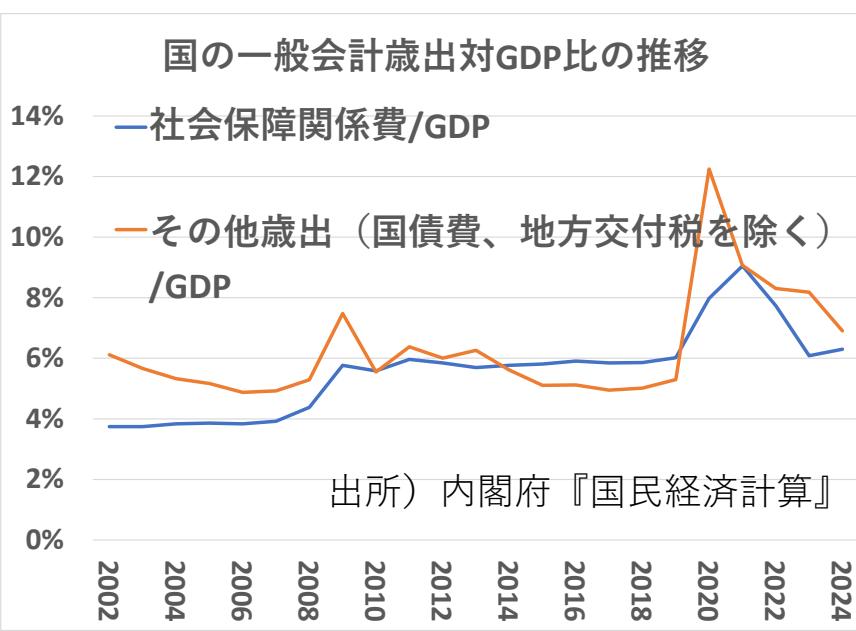


1. 2040年産業構造推計：問題意識

2000年代前半以降の日本では、資本係数が継続して下落するという、珍しい現象が起きた。

企業による労働者の教育訓練は著しく停滞した。

国的一般歳出では社会保障が優先されてきた。



1. 2040年産業構造推計：問題意識

なぜ2000年代前半以降資本係数が継続して下落したか？

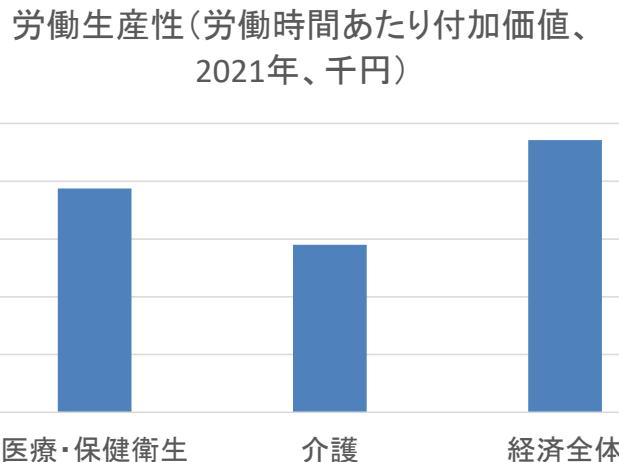
- 人口減少？ ←No. 労働者一人あたり資本ストックの増加が停滞しており、人口減少だけでは説明できない。
- TFPの停滞？ ←No. 近年の日本のTFP上昇は主要先進国中ドイツに次いで高かった。
- 生産の海外移転・空洞化 ←確かに製造業の方が2010年以降の投資の落ち込みが著しかった。しかし非製造業でも投資は停滞した。
- 介護など労働集約的産業の拡大？ ←No. 産業横断的に投資の停滞が起きた。
- 中小企業における投資の停滞？ ←No. 大企業でも著しい

おそらく以下の点が重要だが潮目も変化しつつある

- 生産の海外移転・空洞化 ←経済安全保障、超円安により状況は変化しつつある
- 女性・高齢者の労働参加により、2010年代に安価な労働供給が増えた ←労働の枯渇、賃金上昇、若年女性の正規職維持、等により、状況は変化しつつある
- 1990－2000年代初めまでの資本蓄積主導の景気対策により資本が過剰になった？ ←20年間の投資節約、設備老朽化で、状況は変化しつつある
- 大企業・中堅企業におけるリストラ中心の生産性向上策 ←日銀短観等によれば変化の兆し

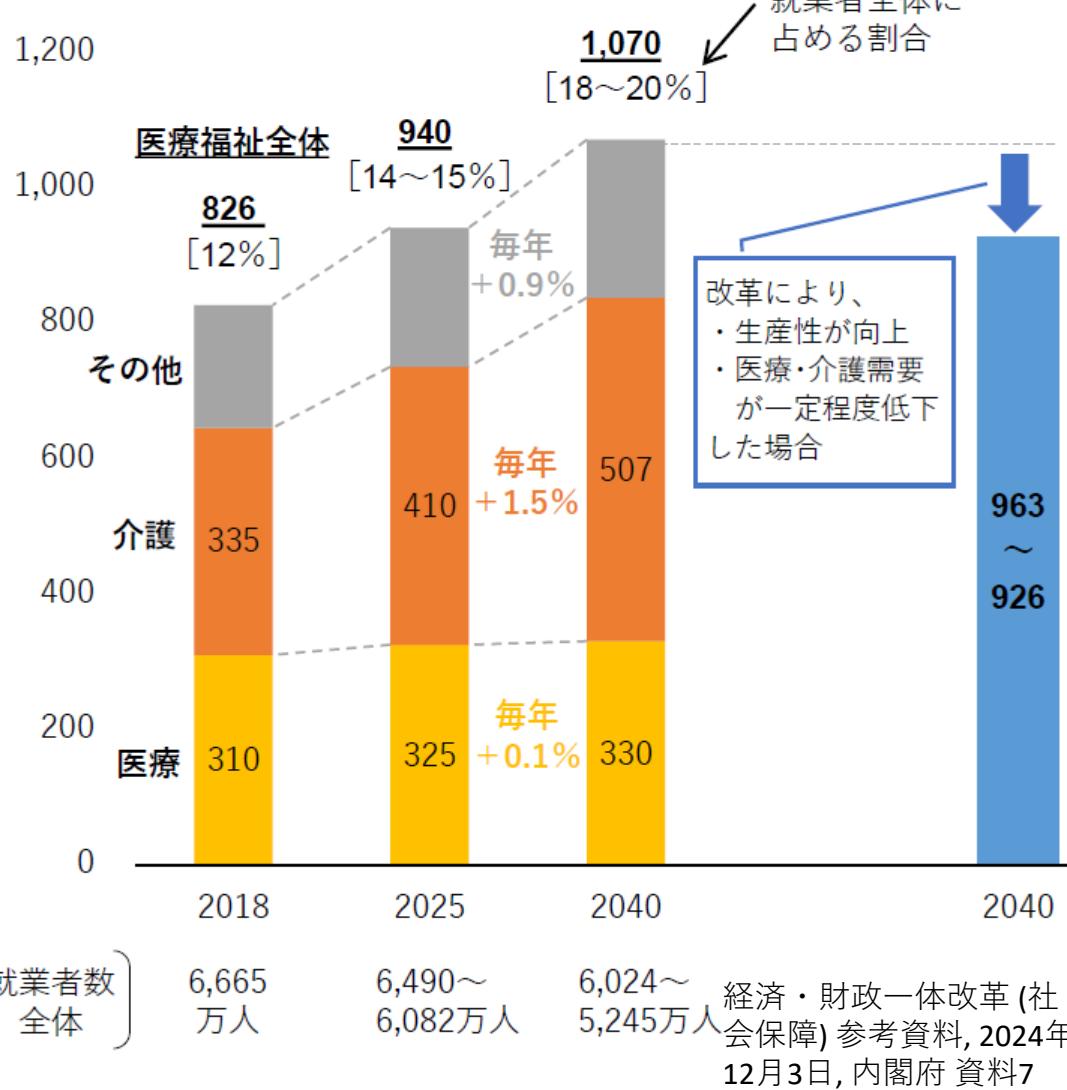
1. 2040年産業構造推計：労働不足

今後急拡大する医療・福祉分野で労働生産性を如何に高めるかが、重要課題。



出所：JIPデータベース2023。

医療福祉分野の労働需要の見通し（2019年推計）
～労働需要は高齢化により介護を中心に増加。2040年段階で、就業者全体の2割に相当、特に介護分野で著しい人手不足が懸念～
(万人程度)

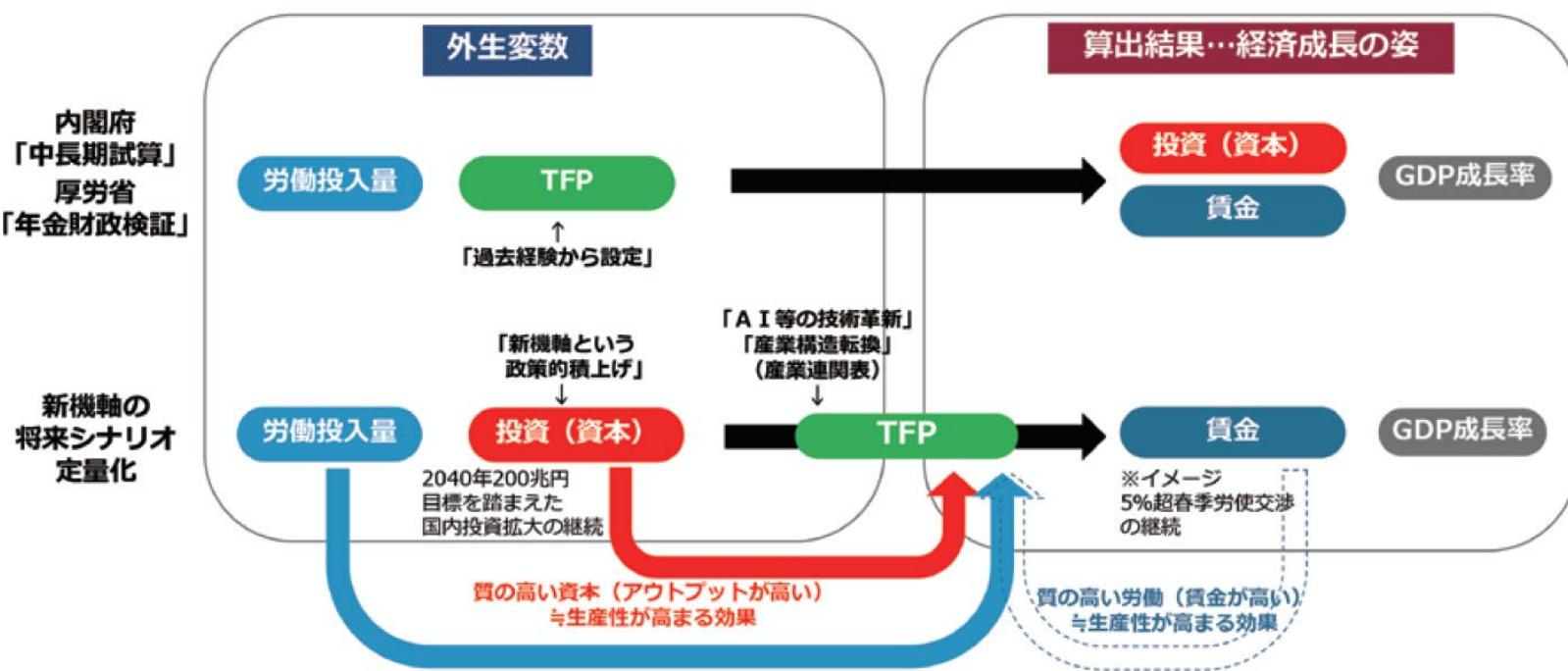


1. 2040年産業構造推計：問題意識

内閣府のシナリオは、全要素生産性（TFP）上昇率や出生率・労働力率に関する想定に専ら依存している。労働の質についても無視（TFPに混入）している。生産のために必要な労働や資本、TFP改善のために必要な制度改革は、産業間で大きく異なる。

人口減少や、高齢化による需要変化、AI・ロボット・GXなど新技術の影響を評価するためにも産業レベルの試算が必須であるが、現在の政府内ではそのような分析は、マクロ経済の将来像推計と整合的な形では行われていない。

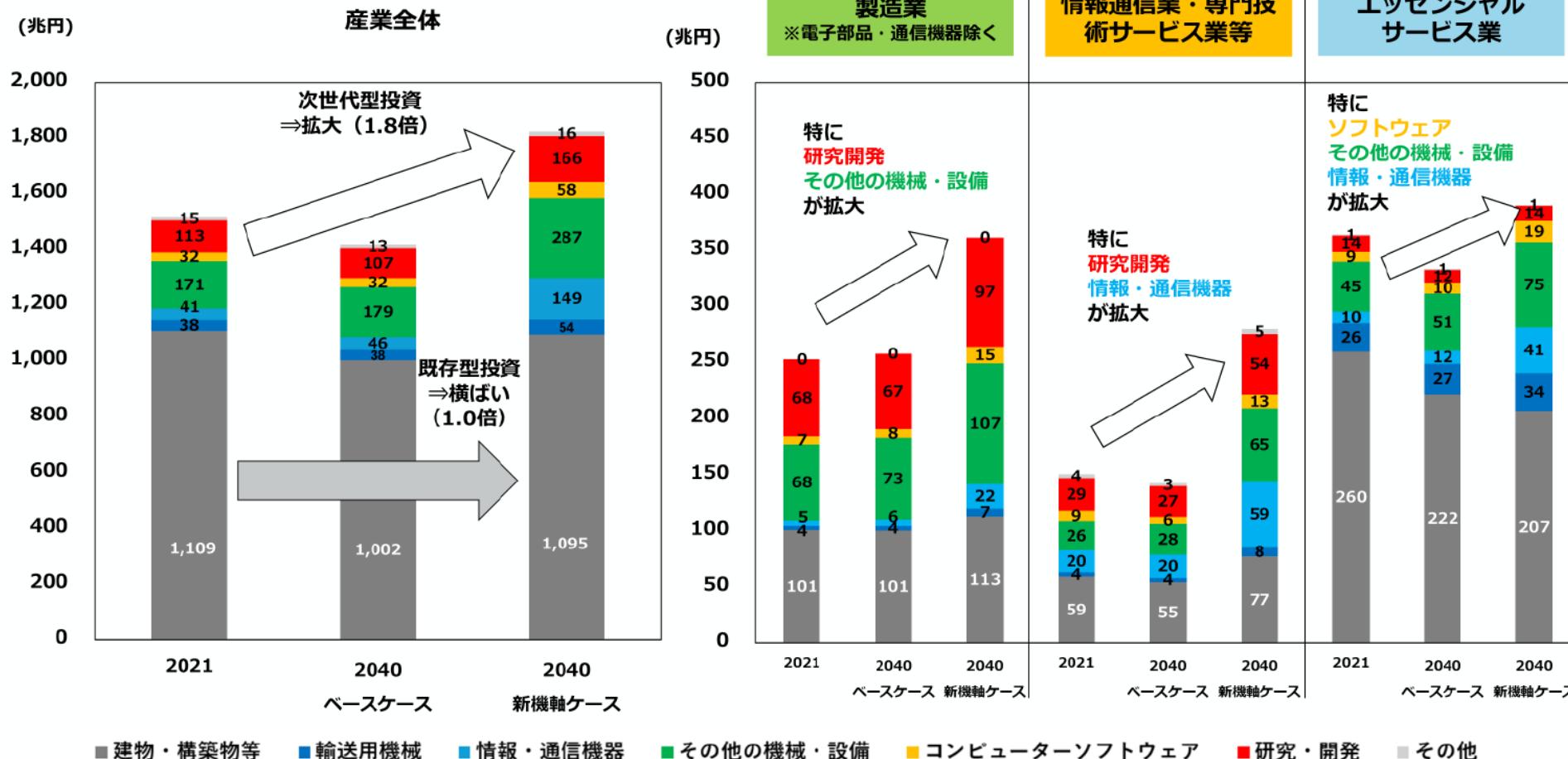
一方2040年推計では、経団連や政府の目標に準じて、活発な設備投資を前提とした。



1. 2040年の産業構造推計

実質民間資本ストックは3割増えるものの、生産への寄与が大きい資本財（情報・通信機器、ソフトウェア等）へのシフトと技術革新のため、資本収益率はほとんど下落しない。

民間資本ストックの推移



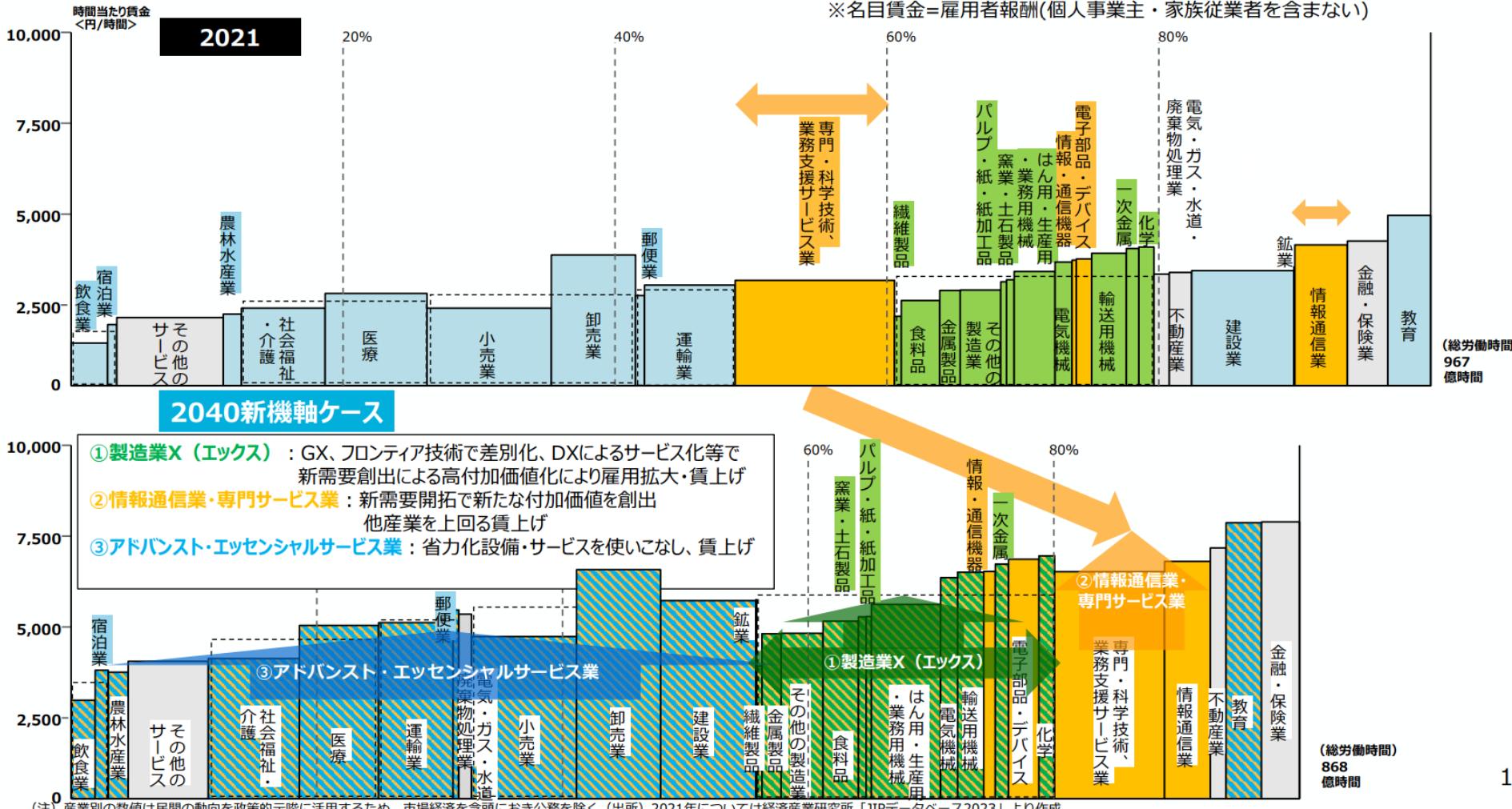
(注) 産業全体における数値は民間部門のうち企業部門を念頭として住宅を除く。既存型投資は建物・構築物等、次世代型投資は建物・構築物等以外への投資である。

(出所) 2021年については経済産業研究所「JIPデータベース2023」より作成

経済産業省経済産業政策局「経済産業政策新機軸部会第4次中間整理参考資料集～成長投資が導く2040年の産業構造～」67ページ、2025年6月。

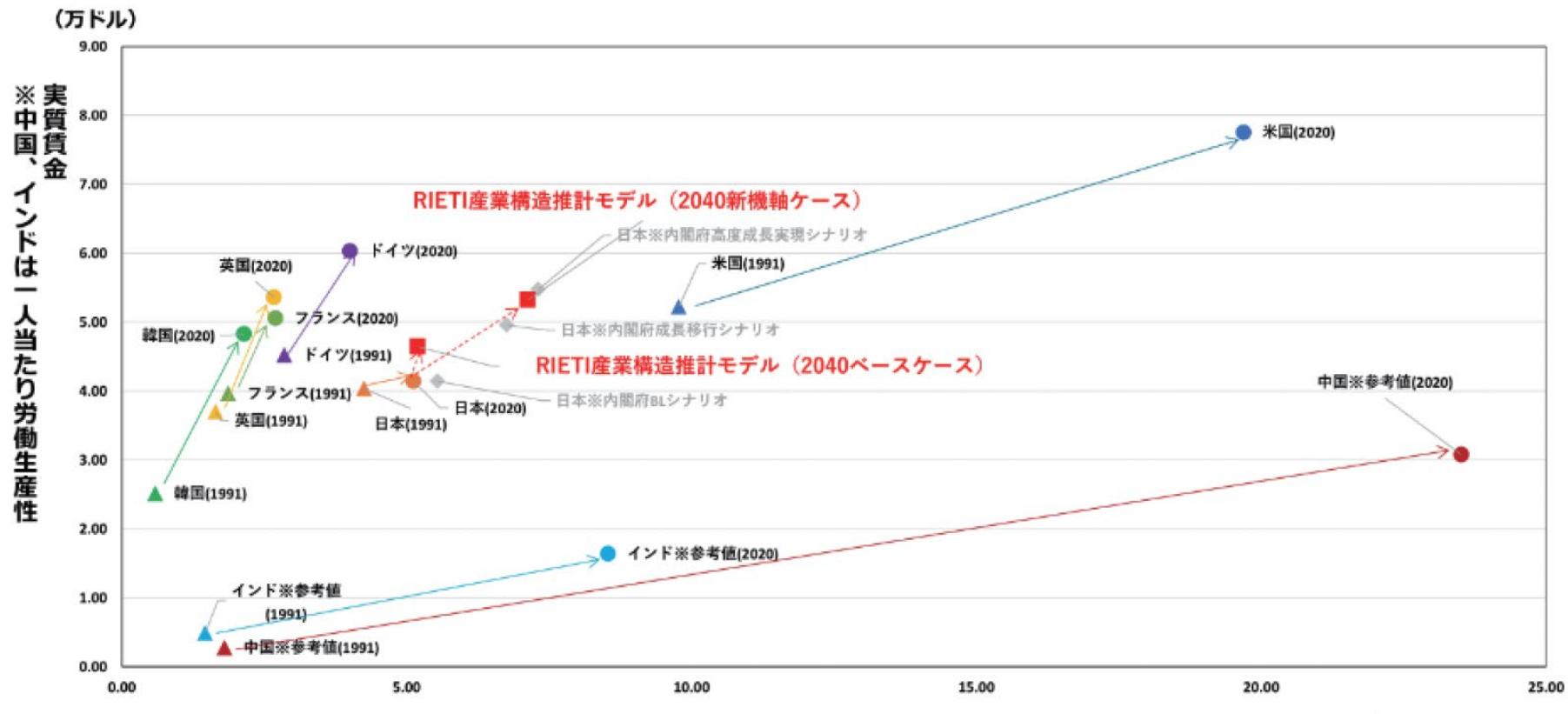
1. 2040年産業構造推計

将来的産業構造転換（賃金＝名目雇用者報酬／時間）



1. 2040年産業構造推計

実質GDPと実質賃金の長期推移の国際比較



(注) 縦軸: 2022年の米国ドル(購買力平価ベース)で実質化した平均賃金

横軸: 2015年の米国ドル(購買力平価ベース)で実質化したGDP

※中国とインドは、OECD.statに実質賃金が記載されていないため、参考値として一人当たり労働生産性を用いた。一人当たり労働生産性は、2015年の米国ドル(購買力平価ベース)で実質化したGDPを、労働人口(世界銀行)で割ったもの。

※2040年の日本の実質GDPと実質賃金は、

・内閣府の「中長期の経済財政に関する試算」の2034年度の実質GDP成長率、賃金上昇率(消費者物価)、物価上昇率

・RIETI産業構造推計モデルの試算のうち、実質GDPと実質賃金について、2021→2040年までの年伸びを利用して、OECD.statの2021年の各値を延伸

を用いて、経済産業省が算出。

(出所) OECD.stat、世界銀行、内閣府より作成。

2. AI・ロボットと就業構造：分析方法

- 厚生労働省の職業情報データベース job tag と職業能力評価票により、詳細な職業別に、各スキル・能力・仕事の性質毎に必要とされるスキルレベルが分かる。

職業名	読解力	傾聴力	文章力	説明力	外国语を読む	外国语を聞く	外国语で書く	外国语で話す	数学的素養	科学的素養	論理と推論 (批判的思考)	新しい情報の応用力	学習方法の選択・実践
IPD 02 01 001	IPD 04 03	IPD 04 03	IPD 04 03										
Tofu production, tofu artisans	2.371	2.829	2.943	3.286	2.171	2.114	2.343	2.086	2.657	2.886	2.971	3.057	3.200
Bread production, bakers	2.559	2.441	2.206	2.382	1.029	0.500	0.471	0.471	1.324	1.235	1.265	1.735	1.824
Confectionery production, patisserie	2.700	3.175	2.550	2.775	1.125	0.900	0.750	0.800	1.925	1.575	2.000	2.275	2.075
Japanese confectionery production, Jap	2.744	3.279	2.419	2.767	0.860	0.605	0.512	0.419	2.023	1.419	1.860	2.674	2.349
Dairy production	3.030	2.909	2.667	2.636	1.303	1.091	0.818	0.727	2.030	2.182	2.364	1.939	2.364
Manufacture of fish paste products	2.129	1.710	1.613	1.710	0.774	0.613	0.742	0.355	1.194	1.065	1.226	1.774	1.677
Frozen processed food production	2.333	2.622	2.178	2.178	0.778	0.467	0.444	0.378	1.578	1.178	1.378	1.756	1.778
Prepared food production	2.500	2.500	1.880	2.000	0.600	0.600	0.560	0.520	1.180	0.880	1.240	1.600	1.640
Sake brewing	3.400	3.800	3.086	3.429	1.086	0.971	0.771	0.657	2.600	2.571	3.314	2.800	2.857
Miso production	3.348	4.065	3.370	3.804	2.304	2.130	1.913	1.891	2.848	2.935	3.065	3.283	3.065
Soy Sauce Production	3.143	3.190	2.762	2.619	0.952	0.619	0.619	0.571	2.429	2.571	2.143	2.762	2.667
Production of ham, sausages and bacon	2.930	3.140	2.698	2.721	0.860	0.674	0.767	0.674	1.698	1.512	2.302	2.372	2.279
Wine production	3.917	4.208	3.750	3.875	3.167	2.958	2.958	2.875	3.583	3.750	3.667	3.750	3.667
Beer manufacturing	3.625	3.875	3.344	3.563	2.906	2.719	2.563	2.688	3.344	3.531	3.750	3.625	3.313
Canned, bottled and retort food produ	2.205	2.410	2.128	2.128	0.564	0.436	0.359	0.462	1.436	1.436	1.641	1.872	1.897
Vegetable dipping production	2.150	2.775	1.850	2.475	0.325	0.350	0.250	0.250	1.350	1.050	1.300	1.775	1.700
Manufacture of ceramics	3.343	3.486	2.914	3.143	1.171	1.086	0.914	0.943	1.629	1.743	2.257	2.600	2.371
Glassware manufacturing	3.020	3.449	2.959	3.204	2.143	1.776	1.653	1.612	2.388	2.143	2.245	2.673	2.918
Plastic Moulding	2.800	3.057	2.457	2.886	1.029	0.771	0.714	0.914	1.857	1.429	1.714	1.800	2.171
Architectural design engineer	4.705	4.636	4.455	4.364	2.182	1.705	1.795	1.545	4.159	3.273	3.750	3.659	3.659
Building construction management engi	3.818	4.212	3.818	3.758	1.606	1.545	1.515	1.364	3.788	3.121	3.667	3.848	3.606
Civil engineering design technician	5.326	4.814	5.000	4.744	1.837	1.302	1.442	1.395	4.721	3.256	4.163	4.209	4.093

2. AI・ロボットと就業構造：分析方法

内容：仕事に関する文書を読んで理解するスキル。

レベル1：

レベル2：アンケート用紙の指示を読んで理解する。

レベル3：

レベル4：経営方針について書かれた文書を読んで理解する。

レベル5：

レベル6：技術論文を読んで内容を理解する。

レベル7：

図表 1 JILPT による読解力の定義

内容：とても小さなモノをつかんだり、操作したり、組み立てたりするために、片手、もしくは両手の指を正確に円滑に連動させる能力。

例：小型腕時計の中の機械を組み立てる。

レベル1：コンピュータなどのデスクワークの作業レベル：Webディレクター (1.3)

レベル2：軽作業で必要な作業レベル：コンビニエンスストア店員 (2.0)

レベル3：工場などの組立作業で必要とされる専門的な作業レベル：自動車組立 (3.3)

レベル4：特別に精密な作業で求められる作業レベル：歯科医師 (3.9), ネイリスト (4.2)

レベル5：人の指先の器用さを越える作業レベル

図表 2 「指先の器用さ」の定義

ARI（自動化リスク指標）の推計

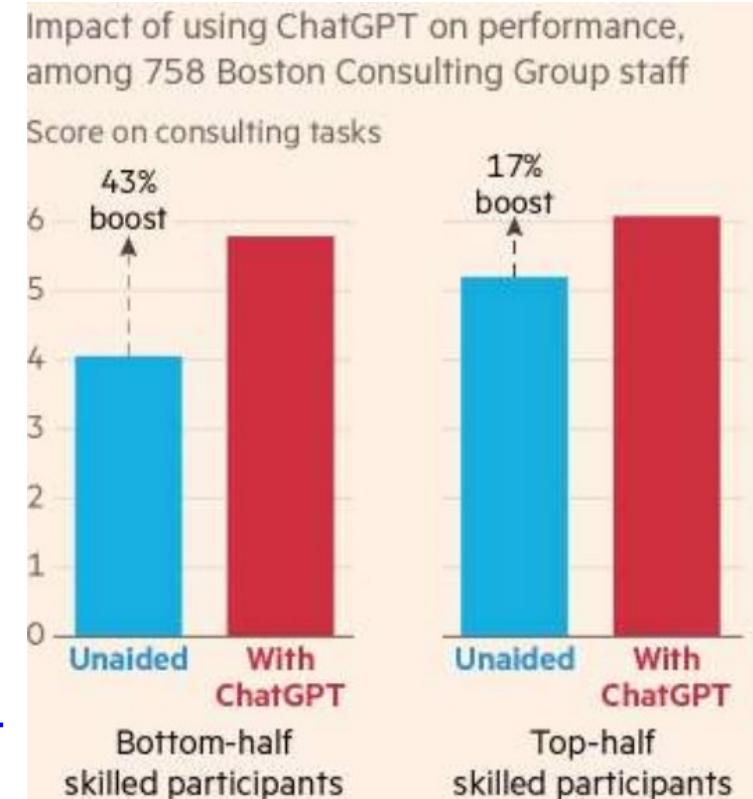
- RIETIと野村総研は2024年秋に、日本の第一線の科学者・エンジニアに対して、job tag にある39のスキル、アビリティ5、仕事の性質9の合計53項目について、2024年現在、2030年、2040年において、AI・ロボットがどのスキルレベルまで達成可能かを書面とインタビューで尋ねた。有効回答は13件であった。
- 実現可能性については、「従業者数500人程度の中堅企業が、1年以内に実装することが可能で、実装により期待される労働コスト等の削減が実装の費用を上回るため、経済的にも引き合う状態」とした。

専門性	サーベイ取得数
人工知能研究者	6件
ロボット工学研究者	6件
その他（社会学）	1件
合計	13件

図表3 取得したサーベイの内訳

ARI（自動化リスク指標）の推計

- 2020年代の生成AI（大量のデータ学習に基づき、テキスト、画像、音声、動画などの新しいオリジナルコンテンツを自動で作り出すAI技術）の急速な発展により、ホワイトカラーやプログラマーへの需要の減少が指摘されている。
- また生成AIは非熟練労働と熟練労働の差を縮めると指摘されている。
- しかし本推計では、ロボットとAIを組み合わせた技術の、経済全体への中期的な影響を分析している。
- 例えばアマゾンのピッカー職喪失のような事象も含む。



Richard Baldwin (2024) “The Unexpected Consequences of GenAI for Globalization (Handout and Video)”
RIETI BBL, December 18, 2024,
<https://www.rieti.go.jp/en/events/24121801/handout.html>

AI・ロボットのスキルレベルに関する調査結果

Category	Item (English)	Item (Japanese)	2024	2030	2040
Skill	Reading comprehension	読解力	2.09091	4	5.2
	Listening skills	傾聴力	2.18182	3.90909	4.8
	Writing skills	文章力	3.18182	5.27273	6
	Explanatory power	説明力	2.72727	4.2	5.63636
	Reading a foreign language	外国語を読む	3.72727	5	5.5
	Listening to a foreign language	外国語を聞く	3.27273	5.09091	5.6
	Writing in a foreign language	外国語で書く	3.36364	4.63636	5.3
	Speaking in a foreign language	外国語で話す	3.09091	4.27273	5.1
	Mathematical skill	数学的素養	2.63636	4.2	5.63636
	Scientific skill	科学的素養	2.6	3.8	4.6
	Critical thinking	論理と推論(批判的思考)	2.18182	3.5	4.54545
	New information Application	新しい情報の応用力	2.72727	4	4.7
	Selection and practice of learning methods	学習方法の選択・実践	1.18182	2.54545	3.8
	Continuous observation and evaluation	継続的観察と評価	2.45455	3.90909	5.27273
	Understanding the reactions of others	他者の反応の理解	1.63636	3.09091	4.1
	Coordination with others	他者との調整	2.54545	3.90909	5.18182
	Persuasion	説得	2.72727	3.81818	5.09091
	Negotiation	交渉	2.54545	3.6	4.72727
	Guidance	指導	2.63636	3.9	4.8
	Personal assistance services	対人援助サービス	2.63636	4.36364	5.2
	Complex problem solving	複雑な問題解決	2.3	3.5	4.6
	Requirement analysis (Creation of specifications)	要件分析(仕様作成)	2.5	4.2	5.2

⋮

⋮

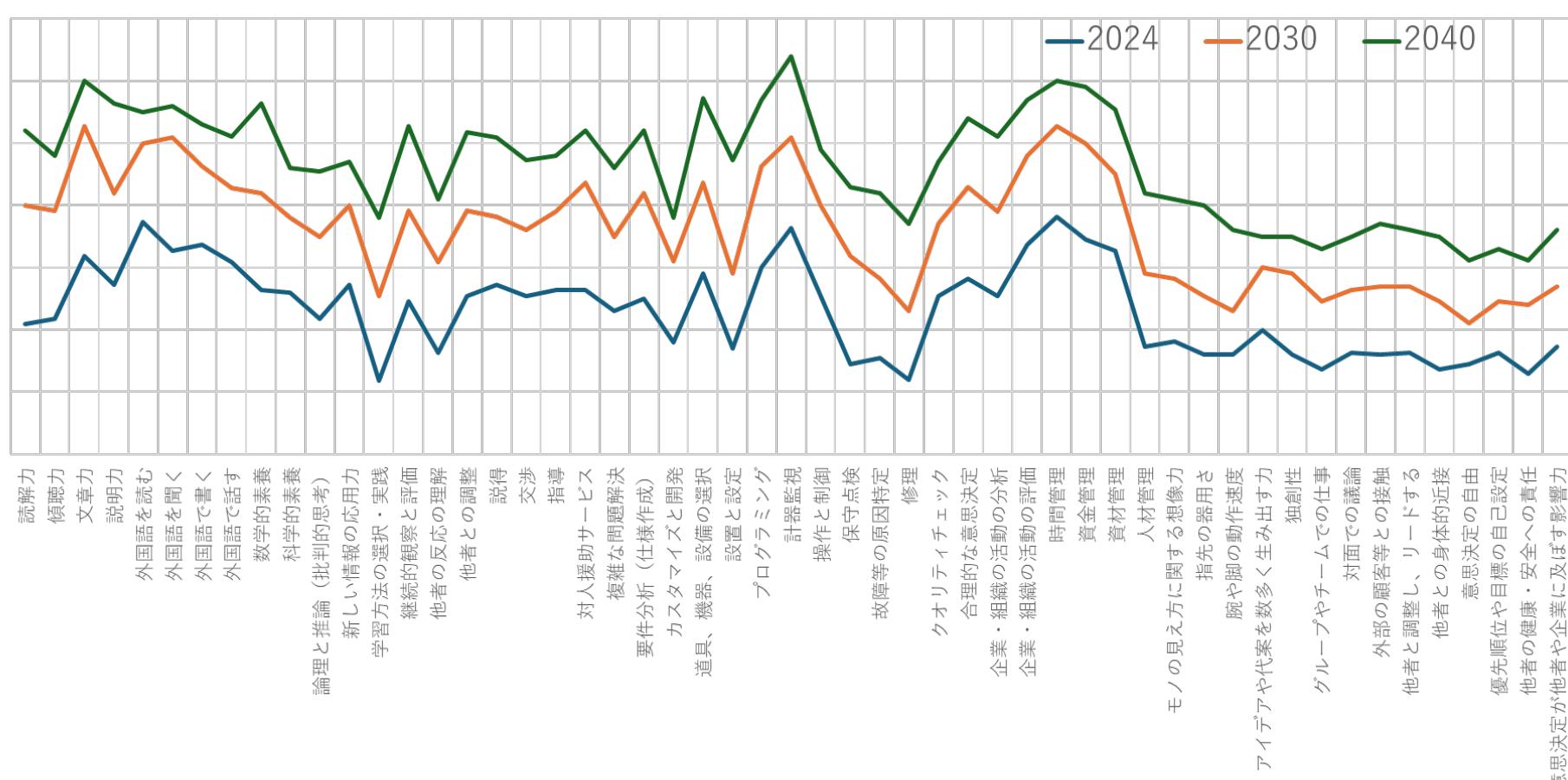
⋮

⋮

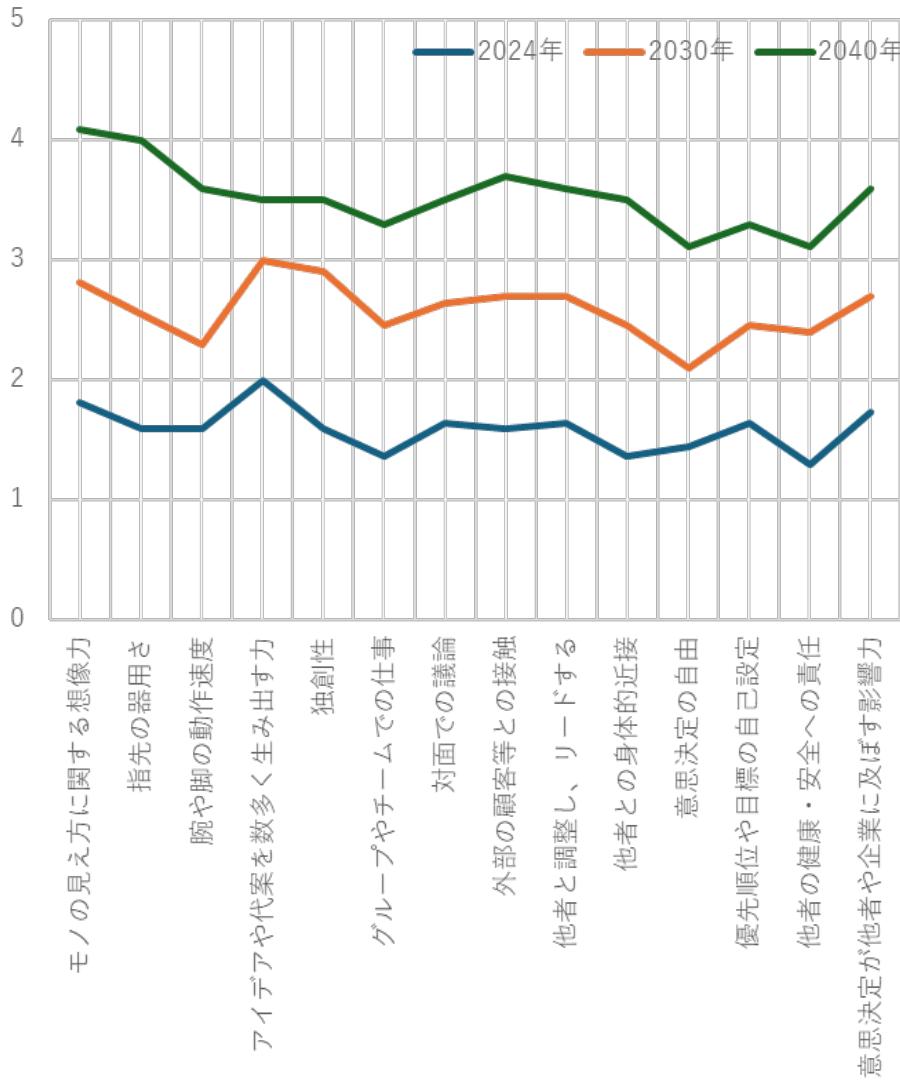
⋮

Nature of Work	Physical proximity to others	他者との身体的近接	1.36364	2.45455	3.5
	Freedom to make decisions	意思決定の自由	1.44444	2.1	3.11111
	Self-setting priorities and goals	優先順位や目標の自己設定	1.63636	2.45455	3.3
	Responsibility for the health and safety of others	他者の健康・安全への責任	1.3	2.4	3.11111
	The impact of decisions on others and companies?	意思決定が他者や企業に及ぼす影響力	1.72727	2.7	3.6

AI・ロボットのスキルレベルの調査結果



AI・ロボットの能力、仕事の適応性のレベルの調査結果



職業別ARIの定義式 (Paolillo et al. 2022)

$$r_t = \frac{\sum_{j=1}^N m_{t,j} d(s_j - m_{t,j})}{\sum_{j=1}^N m_{t,j}}$$

- r_t : 職業 t のARI、 $t=(1, 2, \dots, 504)$
- $m_{t,j}$: 職業 t におけるスキル j の必要水準、 $j=(1, 2, \dots, 53)$
- s_j : スキル j に関するAI・ロボットのスキルレベル
 - 専門家による2024年、2030年、2040年の3時点の評価値
- $d(\cdot)$: ロジスティック関数
 - ロケーションパラメータ = 0、スケールパラメータ = 0.05

職業分類別のARI（3時点の評価値）

各職種のスキル・能力毎に、AI・ロボットの性能が必要とされる水準を上まわれば、そのスキル・能力分の労働は自動化されると想定して、ARI（自動化リスク指標）を推計した。各職種のスキル・能力毎のウェイトとしては必要とされるスキル・能力の水準を使った（jobtagを設計したJILPTの研究者へのインタビューに基づく）。

ARIの高い職業分類

順位	職業	2024	2030	2040
1	包装従事者	0.546	0.768	0.994
2	ビル・建物清掃員	0.545	0.837	0.987
3	総合事務員	0.520	0.820	0.993
4	受付・案内事務員	0.513	0.818	0.988
5	警備員	0.510	0.823	0.998
6	他に分類されない運搬・清掃・包装等従事者	0.504	0.814	0.998
7	その他の運搬従事者	0.489	0.811	0.940
8	外勤事務従事者	0.468	0.923	0.974
9	営業用大型貨物自動車運転者	0.462	0.807	0.993
9	営業用貨物自動車運転者（大型車を除く）	0.462	0.807	0.993
9	自家用貨物自動車運転者	0.462	0.807	0.993
9	その他の自動車運転従事者	0.462	0.807	0.993
13	クリーニング職、洗濯職	0.461	0.833	0.975
14	バス運転者	0.452	0.823	0.980
15	看護助手	0.446	0.717	0.921
16	金属溶接・溶断従事者	0.440	0.737	0.976
17	船内・沿岸荷役従事者	0.437	0.851	0.993
18	製銑・製鋼・非鉄金属製鍊従事者	0.436	0.765	0.975
18	鋳物製造・鍛造従事者	0.436	0.765	0.975
20	事務用機器操作員	0.435	0.809	0.991

ARIの低い職業分類

順位	職業	2024	2030	2040
125	電気工事従事者	0.147	0.595	0.916
126	その他の経営・金融・保険専門職業従事者	0.144	0.454	0.818
127	臨床検査技師	0.136	0.563	0.913
128	輸送用機器技術者	0.133	0.476	0.905
129	機械技術者	0.132	0.468	0.890
130	製図その他生産関連・生産類似作業従事者	0.132	0.411	0.864
131	建築技術者	0.128	0.481	0.883
132	電気・電子・電気通信技術者（通信ネットワーク技術者を除く）	0.127	0.424	0.883
133	管理的職業従事者	0.127	0.468	0.832
133	宗教家	0.127	0.468	0.832
135	発電員、変電員	0.117	0.505	0.927
136	化学技術者	0.108	0.386	0.809
137	その他の機械整備・修理従事者	0.105	0.447	0.786
138	土木技術者	0.105	0.442	0.895
139	航空機操縦士	0.100	0.508	0.807
140	システムコンサルタント・設計者	0.096	0.414	0.772
141	大学教授（高専含む）	0.082	0.342	0.716
141	大学准教授（高専含む）	0.082	0.342	0.716
141	大学講師・助教（高専含む）	0.082	0.342	0.716
144	研究者	0.059	0.316	0.702

賃金センサスの産業別職種別労働投入データを使って、産業別のARIを算出した。

産業別のARI（2024年の評価値の労働時間による加重平均）

ARIの高い産業

順位	産業	2009年	2019年
1	道路運送業	0.410	0.416
2	廃棄物処理	0.396	0.379
3	洗濯・理容・美容・浴場業	0.381	0.392
4	娯楽業	0.375	0.350
5	飲食サービス業	0.373	0.368
6	セメント・セメント製品	0.360	0.354
7	纖維製品（化学纖維除く）	0.349	0.342
8	宿泊業	0.343	0.330
9	鉱業	0.330	0.291
10	小売業	0.325	0.320
11	鉄道業	0.311	0.300
12	紙加工品	0.308	0.306
13	非鉄金属製鍊・精製	0.307	0.279
14	印刷業	0.307	0.286
15	家具・装備品	0.302	0.307
16	製材・木製品	0.297	0.292
17	陶磁器	0.291	0.263
18	他の金属製品	0.290	0.292
19	業務用物品賃貸業	0.280	0.250
20	他の食料品	0.279	0.273

ARIの低い産業

順位	産業	2009年	2019年
75	電子計算機・同付属装置	0.166	0.186
76	電子応用装置・電気計測器	0.165	0.195
77	会員制団体	0.165	0.149
78	化学肥料	0.164	0.185
79	無機化学基礎製品	0.163	0.192
80	教育	0.154	0.168
81	広告業	0.152	0.157
82	医薬品	0.150	0.148
83	飼料・有機質肥料	0.145	0.169
84	情報サービス業	0.144	0.126
85	ガス・熱供給業	0.141	0.135
86	上水道業	0.139	0.129
87	工業用水道業	0.133	0.127
88	金融業	0.133	0.129
89	下水道業	0.132	0.146
90	石油製品	0.130	0.151
91	電気業	0.128	0.127
92	精穀・製粉	0.127	0.162
92	たばこ	0.127	0.127
94	研究機関	0.110	0.107

2. AI・ロボットと就業構造：分析方法

- 以上のようにして求めた産業別のARI推計値（2024、2030、2040年）に基づいて、AI・ロボット技術が人間中心の仕事をどのように代替していくか、2040年の産業構造や就業構造がどのように影響を受けるのかを推計した。
- まず、主にAcemogluの一連の論文を参考にしながら理論モデルを構築した。ただし、詳細な産業レベルで数値計算が可能なようにかなり大胆に単純化したモデルとした。

参考文献

- Frey C. B. and M. A. Osborne (2017) “The future of employment: How susceptible are jobs to computerization?” *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254–280.
- Paolillo, A., Colella, F., Nosengo, N., Schiano, F., Stewart, W., Zambrano, D., Chappuis, I., Lalive, R., Floreano, D. (2022) “How to compete with robots by assessing job automation risks and resilient alternatives,” *Science Robotics*, 7(65).
- Acemoglu, Daron (2021) “The Simple Macroeconomics of AI,” *NBER Working Paper*, No. 29259. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research.
- Acemoglu, Daron, and David Autor (2011) "Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings," in *Handbook of Labor Economics*, vol. 4B, edited by Orley Ashenfelter and David Card, pp. 1043–1171. Amsterdam: Elsevier.
- Acemoglu, Daron, David Autor, Jonathon Hazell, Pascual Restrepo (2022) “Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies,” *Journal of Labor Economics*, Vol. 40, pp. S-293-S340.

2. AI・ロボットと就業構造：分析方法

- 各職種の各アクティビティの実行には、労働だけでなく、その労働に付随する資本サービス（例えばオフィス、PCなどの備品）や中間財・サービス（光熱通信交通費、文具、法定外福利費等）も必要であるとする。
- 各企業における生産は、①労働およびこれを補完する生産要素投入、②溶鉱炉や半導体製造装置のような資本設備、③原油やシリコンウェハーのような中間投入、の3種から構成されると仮定する。
- 各職種の各アクティビティは、AI・ロボットの技術水準が当該職種の当該アクティビティにおいて必要なスキル・能力レベルを上回れば、AI・ロボット技術によって代替可能だとする。
- アクティビティにAI・ロボット技術を導入する場合には、当該技術を体化した資本サービス（ソフトウェアを含む）、情報通信サービスに加えて、当該技術を体化した労働を必要とする。
- ある職種の一部のアクティビティがAI・ロボット技術の導入によって自動化されると、各職種において労働者は残されたアクティビティに専念する。

2. AI・ロボットと就業構造：分析方法

- ・ **人間労働を中心に投入する第1の方法**における労働、資本サービス、中間投入のコストシェア0.62、0.04、0.34は、JIPデータベース2023が格納している2020年における**JIPデータベースの産業90：その他事業所サービス業**のコストシェアから得た。
- ・ **AI・ロボット技術を投入する第2の方法**の場合、労働、AI・ロボット技術の資本サービス、AI・ロボット技術の中間投入のコストシェアについては、依拠するデータがあまり見当たらない。JIPデータベースによると2020年における**産業80：情報サービス業**の労働、資本サービス、中間投入のコストシェアは0.39、0.13、0.48であるが、ロボットの投入を考慮するとAI・ロボット技術を投入する**第2項**の方法の場合、資本サービスのシェアがもっと高いと考えられる。以下では、労働、AI・ロボット技術の資本サービス、AI・ロボット技術の中間投入のコストシェアは0.38、0.31、0.31であると暫定的に仮定して分析を進める。

JIPデータベースの産業90：その他事業所サービス業は、日本標準産業分類細分類（平成19年（2007年）改定）の以下の産業に対応する。

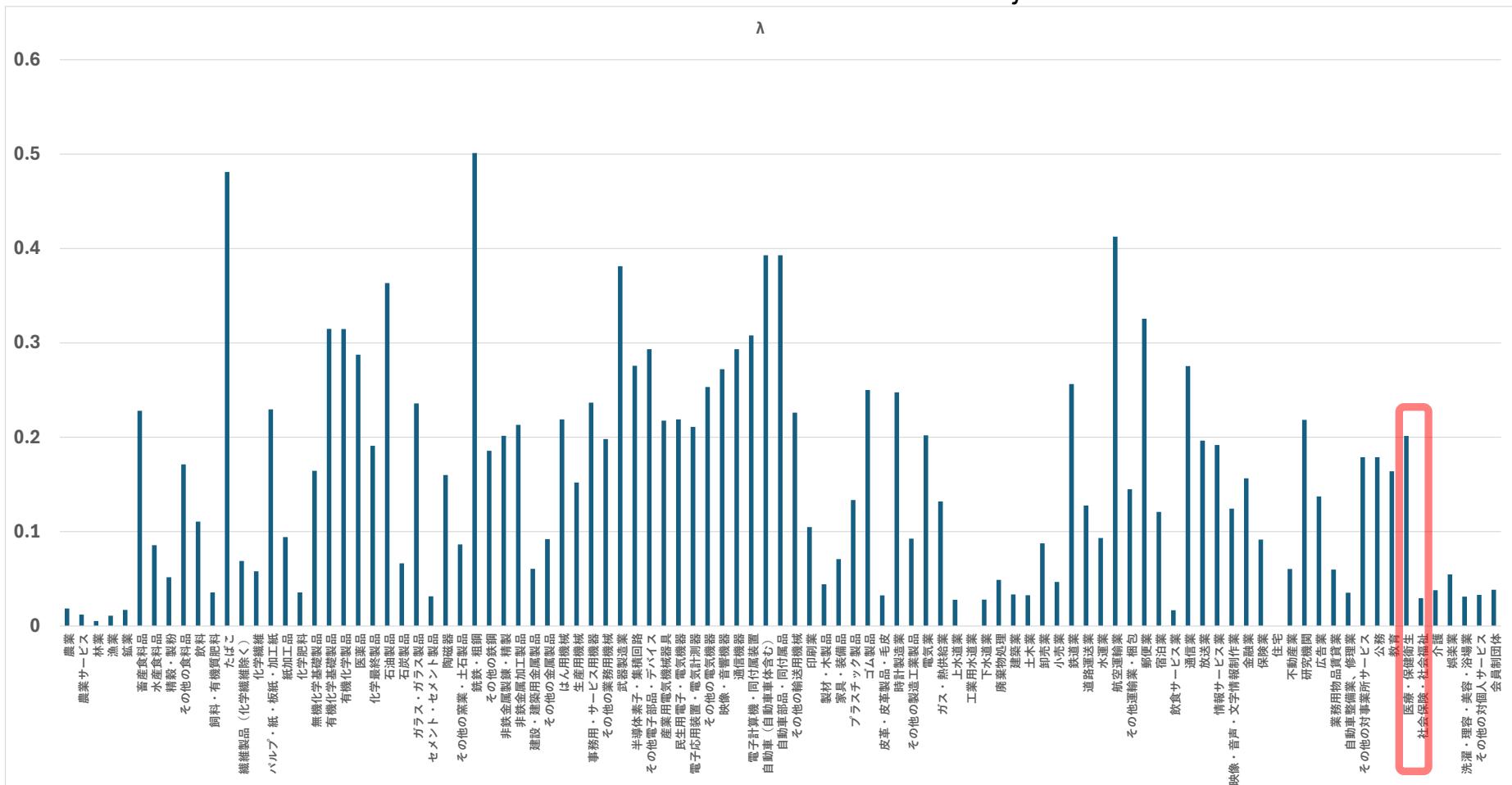
7211	法律事務所
7212	特許事務所
7221	公証人役場、司法書士事務所
7241	公認会計士事務所
7242	税理士事務所
7421	建築設計業
7422	測量業
7429	その他の土木建築サービス業
9121	労働者派遣業
9221	ビルメンテナンス業
9229	その他の建物サービス業
9231	警備業
7222	土地家屋調査士事務所
7231	行政書士事務所
7251	社会保険労務士事務所
7261	デザイン業
7281	経営コンサルタント業
7291	興信所
7292	翻訳業（著述家業を除く）
7293	通訳業、通訳案内業
7294	不動産鑑定業
7299	他に分類されない専門サービス業
7431	機械設計業
7441	商品検査業
7442	非破壊検査業
7451	一般計量証明業
7452	環境計量証明業
7459	その他の計量証明業
7499	その他の技術サービス業
8181	学校教育支援機関
9111	職業紹介業
9211	速記・ワープロ入力業
9212	複写業
9291	ディスプレイ業
9292	産業用設備洗浄業
9293	看板書き業
9299	他に分類されないその他の事業サ-

2. AI・ロボットと就業構造：分析方法

- ・ **企業規模が大きいほど、AI・ロボットの生産への効果が大きくなるものとする。** 文部科学省科学技術・学術政策研究所『全国イノベーション調査』では近年、企業による機械学習（人工知能：AI）やロボット技術の利用状況について調べているが、小規模企業と比較して大規模企業の方が格段に利用が進んでいる傾向が見られる（文部科学省科学技術・学術政策研究所第一研究グループ2023）。このことは、AI・ロボット技術導入における規模効果の存在を示唆している。
- ・ 各スキル・能力について、企業は費用を比較して人間労働中心の生産方法とAI・ロボット中心の生産方法の何れかを選ぶ。
- ・ **AI・ロボット技術の革新は速いため、AI・ロボット中心の生産方法のコストは急速に下落していくと考えられる。** これにより人間中心の生産方法は、AI・ロボット中心の生産方法に次第に代替されていく。またこの代替は、AI・ロボット投入で規模の経済を享受する大企業では早期に行われ、小規模企業では遅れることになる。
- ・ 専門家の視点から見て、新技術の導入コストが節約できるコストを上回るようになっても、実際に企業に普及するまでには、新技術を支える法制度の整備、ベンダーによるサービス提供の確立、必要な新しい人材の供給、企業組織の改編、等が必要であり、かなりの時間を要すると考えられる。以下では、各AI・ロボット技術について、専門家が回答した500人規模の企業でAI・ロボット導入が経済的に見合う年の**8年後**に実際の導入が行われるとする。

2. AI・ロボットと就業構造：推計結果

- 2040年産業構造推計で与えられる将来の生産要素価格や中間投入財価格を前提とすれば、以上で説明した各産業・各規模別事業所グループにおけるARIの推移に関する仮定や、ヴィンテージ毎のコストの推移に関する計算によって、**各産業において全職種の仕事を行うコスト（付帯コストを含む）に占めるAI・ロボット投入のコスト（付帯コストを含む）の割合を求めることが出来る**。これを λ_j と表す。下図は、2040年におけるJIPデータベースの産業別に推計した λ_j の値である。



2. AI・ロボットと就業構造：推計結果

- λ_j は産業間で大きく異なっている。先に説明したように、**ARIが高い産業ほど、また平均事業所規模が大きい産業ほど、AI・ロボット技術の普及は速く進む。**各産業の労働の職種構成によってARI（オートメーション・リスク・インデックス）の水準が大きく異なること、事業所規模の分布も産業によって大きく異なることのため、 λ_j の産業間格差も大きくなっている。
- たとえば高齢化で今後更なる需要拡大が予想されている医療・保健衛生産業と介護産業を比較すると、介護の方が格段にAI・ロボットの導入が遅れるとの結果となっている。これは2つの産業を構成する主な職種のARIには大きな差がないものの、介護の方が小規模事業所が格段に多いことに起因している。2000年を対象とした経済センサス活動調査によると、JIP産業分類で集計すると、医療・保険では51%の従業者が従業者数100人以上の規模の事業所で働いていたのに対し、介護では15%であった。

2. AI・ロボットと就業構造：推計結果

就業構造推計の結果（職種間のミスマッチ）

- 生成AI、ロボット等の省力化に伴い、事務、販売、サービス等の従事者は約300万人の余剰が生じる可能性。
- 多くの産業で研究者/技術者は不足傾向。とりわけ、各産業でAIやロボット等の活用を担う人材は合計で約300万人不足するリスク。

全産業	管理的職業	専門的技術的職業	事務	販売	サービス	生産工程	輸送・機械運転	運搬・清掃・包装等
	うちAI・ロボット等の活用を担う人材							
2040年の労働需要 (2040年の労働供給 ※現在のトレンドを延長した場合)	124万人 (175万人)	1387万人 (1338万人)	498万人 (172万人)	1166万人 (1380万人)	735万人 (786万人)	714万人 (724万人)	865万人 (583万人)	193万人 (169万人)
供給とのミスマッチ	51万人	-49万人	-326万人	214万人	51万人	10万人	-281万人	-24万人
*2021年現在の就業者	143万人	1281万人	196万人	1420万人	834万人	880万人	885万人	244万人
製造業	24	206	130	196	52	0.7	642	10
情報通信業	3.9	131	46	43	14	0.3	3.9	0.2
卸売業、小売業	25	58	28	186	489	5.8	102	4.3
建設業	19	42	13	84	23	0.6	38	14
宿泊業	1.8	6.9	5.6	4.9	3.9	86	1.0	0.3
飲食業	2.6	2.8	1.0	7.4	8.7	172	1.9	0.5
運輸業、郵便業	5.8	21	18	68	5.8	2.9	6.4	128
医療・福祉	5.5	450	94	107	1.6	255	6.5	10

(注) 産業分類は日本標準産業分類、職業分類は日本標準職業分類による。また、表中に含まれていない職業分類があるため、ミスマッチのトータルは0にならない。産業分類・職業分類は主要なもののみ掲載。

(単位:万人) 82

経済産業省経済産業政策局「経済産業政策新機軸部会第4次中間整理 参考資料集～成長投資が導く2040年の産業構造～」82
ページ、2025年6月。

2. AI・ロボットと就業構造：推計結果

就業構造推計の結果（学歴間のミスマッチ）

- 研究者や技術者等の専門職を中心に、大学・院卒の理系人材で100万人以上の不足が生じるリスク。
また、生産工程を中心に、短大・高専等、高卒の人材も100万人弱の不足が生じるリスク。
- 事務職で需要が減少する一方、現在供給が増加傾向にある大卒文系人材は約30万人の余剰が生じる可能性。

	高卒	短大・高専等	大学理系	院卒理系	大学文系	院卒文系
2040年の労働需要 (2040年の労働供給 ※現在のトレンドを延長した場合)	2,112万人 (2,075万人)	1,212万人 (1,160万人)	685万人 (625万人)	227万人 (181万人)	1,545万人 (1,573万人)	83万人 (90万人)
供給とのミスマッチ	-37万人	-52万人	-60万人	-47万人	28万人	7万人
*2021年現在の就業者数	2,735万人	1,240万人	563万人	154万人	1,332万人	70万人
管理的職業	27	13	23	4.0	50	1.6
専門的・技術的職業	190	311	210	151	438	57
うちAI・ロボット等の活用を担う人材	94	52	78	87	155	27
事務	295	251	157	31	397	12
販売	214	122	76	7.5	271	3.9
サービス	277	196	39	2.0	119	1.7
生産工程	442	147	82	23	107	3.8
輸送・機械運転	110	21	8.2	1.1	28	0.3
運搬・清掃・包装等	214	60	17	1.2	56	0.6

(注) 職業分類は日本標準職業分類、学歴分類は令和2年国勢調査の区分による。分類表中に含まれていない学歴分類（その他）があるため、ミスマッチのトータルは0にならない。職種分類は主要なもののみ掲載。
83 (単位：万人)

経済産業省経済産業政策局「経済産業政策新機軸部会第4次中間整理 参考資料集～成長投資が導く2040年の産業構造～」、83ページ、2025年6月。元データの一つはおそらく「学校基本調査」。

主な結論：2040年産業構造

・ 物的・人的資本蓄積の停滞が日本経済の最大の課題である。

←ただし足下でおそらく潮目は変化しつつある。

←新技术の出現と大きな技術ギャップは、開国・維新期や第二次大戦後と同様にキャッチアップのチャンスであることを意味する。

・ 時代の画期と新産業政策

←過去70年を振り返ると、時代によって①生産性上昇や設備投資を主導する産業、②日本経済の制約、③必要な経済産業政策、は大きく変化してきた。長期停滞期のみを参照するのでは、判断を誤る危険がある。

←経済のパフォーマンスは、GDP成長ではなく、一人あたりGDP≈労働生産性向上で捉えるべき。

←財政赤字は、民間の貯蓄超過と裏表の関係にある。民間貯蓄が不足した高度成長期には、財政は黒字だった。景気後退を避けるため、財政赤字削減は、企業貯蓄の削減、企業投資回復と一体の形で進める必要がある。

←新技术普及のために、広義のインフラ整備や労働市場改革が重要。経済安全保障の重要性の高まり、自由貿易体制の機能不全、等により、新しい産業政策・制度改革が必要になりつつある。

←産業政策・制度改革の構想には、産業構造を中心とする将来の見取り図が重要であるが、内閣府を含めこの分野での政府の分析が不足して来た。

←このような問題意識から2040年産業構造推計を行ったが、今後継続して推計結果や政策効果の検証を行う必要がある。

主な結論：AI・ロボット

- AI・ロボット普及により、職種別・産業別労働需要や働き方が大きく変化する可能性がある。
- AI・ロボット普及には、小規模事業者でも使いやすい自動化技術が求められる。仲介役であるベンダーの果たす役割は大きく、AI・ロボットのサポートやアフターサービスなどの支援を強化すべき。
- AI・ロボット普及には、法の整備も決定的に重要。
- 本モデルでは、技術革新とTFP上昇は情報通信産業やロボットを生産する産業で生じ、他産業は安価になった新技術サービスを享受することを想定した（ICT技術に関するvan Arkの指摘やGVCに関するTimmerの指摘に似た考え方）。しかし、米国経済分析局（BEA）がSNA基準改定に備えて最近行ったDigital Data Assetの推計（Corby et al. 2025）では、法律事務所や投資機関がDigital Data Assetに膨大な投資を行っている。AIによるTFP上昇は、各産業内で起きる可能性も否定できない（マクロ経済への影響は本モデルとそれほど変わらないだろうが）。

Garner, Corby, Jon D. Samuels, and José B. Santiago Calderón (2025) “The Impact of Capitalizing Data on Productivity Growth in the U.S.: Including Digital Data Assets Raises the Contribution of ICT Capital to Growth by One-third,” World KLEMS Tokyo Conferenceにおける報告論文。

主な結論：AI・ロボット（続）

AI・ロボット技術普及については、様々な不確実性がある。

1. 日本は、1990年代以降の情報通信技術普及において、欧米主導の国際ルール・法整備への追従、労働の流動性や再教育のメカニズムが低いこと、等により後れをとった。同じことが起きる危険がある。
 2. どのようなAI専門家が必要とされるか、生き残るのかはまだよく分からない。
 3. 前スライドでも述べたように、AI・ロボット技術の革新とTFP上昇が情報通信産業やロボットを生産する産業で生じるのか、法律事務所や投資機関のような利用者側で生じるのかは、予見が難しい。前者の場合は、AI・ロボット利用コスト下落を通じて、利用者も利益を得ることになる（中国のバッテリー価格下落が、欧州消費者の厚生を高めたように）。
 4. AI・ロボット技術利用のコストが下落するか否かは、技術をリードする企業群の競争状況に依存する。一部の企業が膨大な独占利潤を得ることになるか、革新的な企業間の競争により利用コストが急速に下落し利用者が大きな利益を得ることになるかは、予断を許さない。例えば中国のAIが米国のAIの半分の質で価格は十分の一であれば、価格下落が急速に進むかもしれない。ただし、権威主義国のAIは社会の知識 자체を歪める危険がある（焚書坑儒、文字の獄、東大伊藤亜聖氏の最近の研究）。
 5. 産業革命期の英国においては、18世紀後半の技術革新と19世紀以降のTFP上昇の間に大きなタイムラグがあった（Nicholas Craftsの研究）。
- 3、4、5の動向次第では、「AIバブル」の崩壊が起きるかもしれない。

補論 理論モデルの概要：仮定 1

- 生産量は、投入される各職種の労働 o_t ($t=1, \dots, T$) 、人間の労働投入に付随する資本以外の資本サービス K (例えばプレス機械や半導体製造装置) 、中間財・サービスの量 M (たとえば鋼板やシリコンウェハー) に依存するとする。
- 職種 t の仕事を実行するには、これを構成する各アクティビティ (読解、執筆、手を素早く動かす作業など) i について、労働者のスキル・能力水準が当該職種の必要レベル $s_{t,i}$ を満たす必要がある。 $i = 1, \dots, I$ とする。
- またある職種 t において各アクティビティ i に労働者が投入する労働投入 (労働の質やエフオート水準を含む値、なお必要なスキル・能力レベルを満たす労働であるとする) $L_{t,i}$ は、当該アクティビティに必要なスキル・能力レベル (これをこの職種における当該アクティビティの重要度と同一視する) $s_{t,i}$ に比例すると仮定する。従って、職種 t においてアクティビティ i に投入される労働は、職種 t における各アクティビティに必要なスキル・能力レベルの合計値に対する当該アクティビティ i で必要なスキル・能力レベル $s_{t,i}$ の割合 $s_{t,i} / \sum_j s_{t,j}$ に職種 t における総労働投入を掛けることで算出できるとする。
- 職種 t のアクティビティ i の実行には、労働だけでなく、その労働に付随する資本サービス (例えばオフィス、PCなどの備品) $K_{t,i}$ や中間財・サービス (光熱通信交通費、文具、法定外福利費等) $M_{t,i}$ も必要であるとする。

補論 理論モデルの概要：仮定 2

- 職種 t の各アクティビティ i は、AI・ロボットの技術水準が職種 t の当該アクティビティにおいて必要なスキル・能力レベル $s_{t,i}$ を上回れば、AI・ロボット技術によって代替可能だとする。
- アクティビティ i にAI・ロボット技術を導入する場合には、当該技術を体化した資本サービス（ソフトウェアを含む） $K_{A,t,i}$ 、情報通信サービス $M_{A,t,i}$ に加えて、当該技術を体化した労働 $L_{A,t,i}$ を必要とする。
- ある職種の一部のアクティビティがAI・ロボット技術の導入によって自動化されると、各職種において労働者は残されたアクティビティに専念する。
- 以上の仮定の下で、この産業の企業規模グループ z に属する代表的企業における職種 t の仕事を o_t だけ実行するための技術的制約を次のように仮定する。

$$o_t = \min \left(\frac{L_{t,1}^{0.62} K_{t,1}^{0.04} M_{t,1}^{0.34}}{s_{t,1}} + \Psi_z \Phi(t, 1) \frac{L_{A,t,1}^{0.38} K_{A,t,1}^{0.31} M_{A,t,1}^{0.31}}{s_{t,1}}, \dots, \frac{L_{t,S}^{0.62} K_{t,S}^{0.04} M_{t,I}^{0.34}}{s_{t,S}} + \right. \\ \left. \Psi_z \Phi(t, I) \frac{L_{A,t,I}^{0.38} K_{A,t,I}^{0.31} M_{A,t,I}^{0.31}}{s_{t,I}} \right) \quad (1)$$

補論 理論モデルの概要：仮定 3

- 人間労働を中心に投入する第1の方法における労働、資本サービス、中間投入のコストシェア0.62、0.04、0.34は、JIPデータベース2023が格納している2020年におけるJIPデータベースの産業90：その他事業所サービス業のコストシェアから得た。
- AI・ロボット技術を投入する第2項の方法の場合、労働、AI・ロボット技術の資本サービス、AI・ロボット技術の中間投入のコストシェアについては、依拠するデータがあまり見当たらない。JIPデータベースによると2020年における産業80：情報サービス業の労働、資本サービス、中間投入のコストシェアは0.39、0.13、0.48であるが、ロボットの投入を考慮するとAI・ロボット技術を投入する第2項の方法の場合、資本サービスのシェアがもっと高いと考えられる。以下では、労働、AI・ロボット技術の資本サービス、AI・ロボット技術の中間投入のコストシェアは0.38、0.31、0.31であると暫定的に仮定して分析を進めよう。
- 以下では単純化のため、人間労働中心の第1項の方法とAI・ロボット中心の第2項の方法それそれぞれにおける各生産要素のコストシェアは、職種間や産業間で同一と仮定する。

JIPデータベースの産業90：その他事業所サービス業は、日本標準産業分類細分類（平成19年（2007年）改定）の以下の産業に対応する。

7211	法律事務所
7212	特許事務所
7221	公証人役場、司法書士事務所
7241	公認会計士事務所
7242	税理士事務所
7421	建築設計業
7422	測量業
7429	その他の土木建築サービス業
9121	労働者派遣業
9221	ビルメンテナンス業
9229	その他の建物サービス業
9231	警備業
7222	土地家屋調査士事務所
7231	行政書士事務所
7251	社会保険労務士事務所
7261	デザイン業
7281	経営コンサルタント業
7291	興信所
7292	翻訳業（著述家業を除く）
7293	通訳業、通訳案内業
7294	不動産鑑定業
7299	他に分類されない専門サービス業
7431	機械設計業
7441	商品検査業
7442	非破壊検査業
7451	一般計量証明業
7452	環境計量証明業
7459	その他の計量証明業
7499	その他の技術サービス業
8181	学校教育支援機関
9111	職業紹介業
9211	速記・ワープロ入力業
9212	複写業
9291	ディスプレイ業
9292	産業用設備洗浄業
9293	看板書き業
9299	他に分類されないその他の事業サ

補論 理論モデルの概要：仮定 4

- Ψ_z は企業規模が z の企業グループの規模効果を現し、規模が大きいほど、AI・ロボットの生産への効果が大きくなるものとする。文部科学省科学技術・学術政策研究所『全国イノベーション調査』では近年、企業による機械学習（人工知能：AI）やロボット技術の利用状況について調べているが、小規模企業と比較して大規模企業の方が格段に利用が進んでいる傾向が見られる（文部科学省科学技術・学術政策研究所第一研究グループ2023）。このことは、AI・ロボット技術導入における規模効果の存在を示唆している。
- 関数 $\Phi(t,1)$ は、職種 t の仕事のうちアクティビティ1をAI・ロボット中心の作業で代替することの困難さを表すパラメーターである。
- 企業の費用最小化を前提とすると、職種 t の仕事においてアクティビティ1を1単位実施するコストは

$$s_{t,1} \left\{ \left(\frac{2}{3}\right)^{-0.62} \left(\frac{1}{6}\right)^{-0.04} \left(\frac{1}{6}\right)^{-0.34} w^{0.62} r^{0.04} q^{0.34} + \frac{1}{\Psi_z \Phi(t,1)} 3w^{0.38} r_A^{0.31} q_A^{0.31} \right\} \quad (2)$$

- 各企業にとって上式の2つの項は規模に関して収穫一定だから、企業は第1項が第2項より小さければ人間労働中心の生産方法を、第2項が第1項より小さければAI・ロボット中心の生産方法を選ぶ。各職種 t が行う全アクティビティのうち、規模グループ z の企業がAI・ロボット中心の生産方法を選ぶアクティビティの集合を Γ_z, t と表す。
- AI・ロボット技術の革新は速いため、 r_A と q_A は急速に下落していくと仮定する。これにより人間中心の生産方法は、AI・ロボット中心の生産方法に次第に代替されていく。またこの代替は、AI・ロボット投入で規模の経済 Ψ_z を享受する大企業では早期に行われ、小規模企業では遅れることになる。

補論 理論モデルの概要：仮定 5

- この産業の生産関数は、次式で表されるとする。

$$Y = A \left\{ \min \left(\frac{o_1}{\delta_1}, \dots, \frac{o_T}{\delta_T} \right) \right\}^\alpha K^\beta M^\gamma \quad (3)$$

- 中括弧内のレオンシェフ型関数は、当該産業において、異なった職種の仕事間での代替は困難と仮定していることを意味する。ここで δ_t は当該産業における職種 t の仕事の相対的な重要度を表す。
- なお生産関数に関する我々の仮定の下では、AI・ロボット技術が全く導入されない場合、当該産業の全労働投入のうち、職種 t のアクティビティ i に投入される割合は、 $\delta_t s_{t,i} / \sum_t \sum_i \delta_t s_{t,i}$ に等しい。また能率単位で測った労働1単位の賃金率 w は全ての職種で同一と仮定する。この時、当該産業におけるAI・ロボット技術の普及の程度は、AI・ロボット技術が全く導入されない状況を想定して全ての職種および全てのアクティビティについてそれぞれウェイトを $\delta_t, s_{t,i}$ として合計した労働コスト総額を $\sum_t \sum_i w \delta_t s_{t,i}$ と表すとき、このうちどれだけがAI・ロボット技術中心のアクティビティで代替されたかで測ることが出来よう。