



RIETI Discussion Paper Series 25-J-026

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

深尾 京司

経済産業研究所

松尾 武将

経済産業研究所

吉野 彰浩

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/>

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*

深尾京司（RIETI・一橋大学）

松尾武将（経済産業省・RIETI）

吉野彰浩（経済産業省・RIETI）

要 旨

本論文では、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。我々はまず、主に Acemoglu の一連の論文を参考にしながら企業の生産構造や職種別労働需要に関する理論モデルを構築した。その際、技術革新による AI・ロボット価格の下落や企業規模と技術導入の関係についても考慮した。次に、深尾・池内・長谷・Perugini・Pompei（2025）が推計した産業別の ARI（自動化リスク指数）推計値（2024、2030、2040 年）に基づいて、2040 年の産業・就業構造を推計した。

キーワード：AI・ロボット技術; ICT 資本; 労働市場; 自動化リスク

JEL classification: J23, J24, J31, 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。

*本稿は、独立行政法人経済産業研究所（RIETI）におけるプロジェクト「東アジア産業生産性」の成果の一部である。本稿の原案を経済産業研究所（RIETI）のディスカッション・ペーパー検討会で発表した際に、富浦英一 RIETI 所長をはじめ検討会参加者の方々から有益なコメントを頂いた。感謝したい。

1. はじめに

本論文では、AI・ロボット技術が人間中心の仕事を代替していく過程について、理論モデルを構築した上で、2040年の産業構造にどのような影響を与えるのかを詳細な産業レベルのデータに基づいて試算する。理論モデルの構築にはAcemogluの一連の論文（Acemoglu and Autor 2011, Acemoglu 2021, Acemoglu et al. 2022）を参考にしたが、異なったタスク間の代替の弾力性はゼロ（レオンチェフ型の関数）と仮定するなど、大胆な単純化を行った。また、2040年の産業構造に関する試算においては、一橋大学・RIETIのJIPデータベース、RIETIの2040年産業構造推計モデル、および産業構造審議会経済産業政策新機軸部会の第4次中間整理案（2025年4月22日）の試算結果を用いた。

なお本論文では、AI・ロボット技術が人間中心の仕事を代替していく速度が産業間でどのように異なるかについて、深尾他（2025）で作成したJIPデータベース産業分類別の自動化リスク指数（ARI, Automation Risk Index）に関する情報を用いた。彼らはARI算出にあたり、Paolillo et al. (2022)、Eloundou, et al. (2024)などの先行研究に準拠しながらも、職種別に必要とされる労働者のスキル・能力について、米国のO-NETデータではなく、労働政策研究・研修機構（JILPT）が日本について作成したjobtagデータを用いている。また彼らは、AI・ロボットが現在および将来達成できる各スキル・能力の水準について、AI・ロボット技術の専門家13人へのアンケート・インタビュー調査の結果に基づいて推計を行っている。¹ なお、AI・ロボットの経済・社会への普及を考える場合には、AI・ロボットのスキル・能力水準だけでなく、導入が経済的に割に合うかどうかが決定的に重要である。そこでこの調査ではAI・ロボットによる各スキル・能力レベルの

¹ この調査は、RIETIと野村総合研究所が共同で2024年秋に行った。

達成可能性について、「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」という条件付きで専門家に尋ねている。以下ではこの条件も考慮しながら AI・ロボットの将来の普及について試算することとする。

2. AI・ロボット技術導入による労働の代替：理論モデルによる分析

ある産業における AI・ロボット技術導入による生産構造の変化について考える。

以下の仮定を置く。

- 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。
- 2) 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。
- 3) 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 (労働の質やエフォート水準を含む値、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。² 従って、職種 t においてアクティビティ i に投

² 米国の O-NET データは職種別に各スキル・能力の重要度を調べているのに対し、jobtag にはそのようなデータは無い。jobtag データの創設を主導した JILPT の研究者に深尾が行ったインタ

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。

- 4) 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。
- 5) 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。
- 6) 職種 t のアクティビティ 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。
- 7) 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。

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

ビューによると、これは O-NET において職種別に必要とされる各スキル・能力の水準と重要度の間に極めて高い相関があるため、各職種における各スキル・能力の重要度は、職種別に必要とされる各スキル・能力の水準で代用できると考えたためであるという。

上式のうち、例えば

$$\frac{L_{t,1}^{0.62} K_{t,1}^{0.04} M_{t,1}^{0.34}}{S_{t,1}} + \Psi_z \Phi(t, i) \frac{L_{A,t,1}^{0.38} K_{A,t,1}^{0.31} M_{A,t,1}^{0.31}}{S_{t,1}}$$

の部分は、職種 t においてアクティビティ 1 を実施するには、人間労働を中心に投入する第 1 項の方法と、AI・ロボットを中心とする第 2 項の方法があることを示している。上式は、各アクティビティを実施するにあたり、人間中心で行った方が、AI・ロボット中心で行うよりも労働集約的であるものの、両者の方法共に、労働や資本を必要としていると我々が仮定していることを意味する。

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「その他事業所サービス業」のコストシェアから得た。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-

先の(1)式において 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、労働は情報サービス業と同程度の 0.38、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労働の残りのシェアの半分ずつ 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 の方法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。

なお (1) 式では、各アクティビティに投入される生産要素は、そのアクティビティに必要なスキル・能力レベルに比例すると仮定している。

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

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

で表される。 w は能率 1 単位の労働の賃金率、 r は通常資本コスト、 q は通常中間投入（人間労働に付帯する光熱費や消耗品、法定以外の福利厚生費など）の価格、 r_A は AI・ロボット技術の資本コスト、 q_A は AI・ロボット技術を使った場合に必要中間投入（主に情報通信サービスや電力など）価格を表す。

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 $\Gamma_{z,t}$ 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考えられる。後のシミュレーションでは、 r_A と q_A が年率実質 7.5% 下落するのに対し、実質賃金率は新機軸シナリオに従い年率 0.94% 上昇し、他の生産要素の実質価格は不変とする。この時、第 2 項は第 1 項と比較して年率 4.87% ($-0.94 \times 0.62 - 7.5 \times 0.31 \times 2 + 0.94 \times 0.38 = -4.87$) ずつ下落していく。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。

各アクティビティ間で代替の弾力性が 0 という(1) 式と、人間中心の生産方法において各生産要素のコストシェアはアクティビティに依存しないという我々の仮定、および企業の費用最小化を前提とすると、サイズ z の企業において職種 t のスキル・能力要求水準 $s_{t,i}$ のアクティビティ i で人間中心の生産方法が選択された場合、当該アクティビティでの労働、資本サービス、中間投入は、職種 t において人間中心の生産方法に投入される労働、資本サービス、中間投入の総量のうちそれぞれ $s_{t,i}/(\sum_{j \in \Gamma_{z,t}} s_{t,j})$ となる。

この産業の生産関数は、次式で表されるとする。

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

中括弧内のレオンチェフ型関数は、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 δ_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る。

深尾他 (2025) の付表 1 では、厚生労働省『賃金構造基本調査』のデータを元に、2019 年において JIP データベースの産業毎に、詳細な職種別の従業者数、平均労働時間、時間あたり賃金率を報告している。以下の分析では、このデータに基づいて算出した、各産業における総賃金支払額に占める各職種のシェアから職種 t のウェイト δ_t を求める。また先に説明したとおり、jobtag データから得られる職種別に必要なスキル・能力の水準を各職種 t における各アクティビティ i のウェイト $s_{t,i}$ として用いる。

なお将来、安価な AI・ロボット技術が導入されるようになると、AI・ロボットで代替されたアクティビティを実施するコストは下落し、また労働コストのシェアも変化するため、各職種における各アクティビティの労働コストの全労働コストに占めるシェアは $\delta_t s_{t,i} / \sum_{t'} \sum_{i'} \delta_{t'} s_{t',i'}$ から乖離していくことに注意する必要がある。

AI・ロボット技術普及の過程を数値計算するため、理論モデルと数値計算の関係についてまとめておく。ある産業の規模 z の企業グループについて考える。職種 t 、アクティビティ i の仕事について、人間労働の生産方法ではなく、AI・ロボット技術による生産方法が選ばれるための条件は、(2) 式から分かるように、以下のように表される。

$$\Psi_z \Phi(t, i) > \frac{3w^{0.38}r_A^{0.31}q_A^{0.31}}{\left(\frac{2}{3}\right)^{-0.62}\left(\frac{1}{6}\right)^{-0.04}\left(\frac{1}{6}\right)^{-0.34}w^{0.62}r^{0.04}q^{0.34}} \quad (4)$$

AI・ロボット技術の進化によってその投入価格 r_A 、 q_A が下落していくため、(4) 式右辺は減少していく。これにより $\Phi(t, i)$ が低く自動化が難しかった職種とアクティビティの組み合わせ (t, i) も、人間労働が次第に AI・ロボットにより代替される。

ここで ARI の定義について確認しておこう。深尾他 (2025) では、各職業の ARI を Paolillo et al. (2022) に従って、次式で定義している。

$$r_t = \frac{\sum_{j=1}^N m_{t,j} d(s_j - m_{t,j})}{\sum_{j=1}^N m_{t,j}} \quad (5)$$

ただし、 r_t は職業 t の ARI を表す。 t は jobtag の 504 種の職種分類をあらわす。 j は 53 種のスキルと能力を表す。 $m_{t,j}$ は職業 t におけるスキル j の必要水準、 s_j は AI・ロボットのスキルレベル (2024 年、2030 年、2040 年それぞれについて、専門家による予測値の平均値³⁾)、 $d(\cdot)$ はロジスティック関数 (ロケーションパラ

³ アンケート結果の利用にあたり外れ値を取り除くため、2024 年、30 年、40 年それぞれの各項目について、回答 13 件のうち最大値 1 件、最小値 1 件を削除し、平均値を算出した。こうして外れ値を除いた各年・各項目に関する 11 件の回答の平均値と標準偏差については、深尾他の補論で報告した。

メータ=0、スケールパラメータ=0.05) を表し、その形状は図 1 のとおりである。

深尾他 (2025) ではこうして算出された職業別 ARI を、職種分類について 2019 年を対象とする『賃金構造基本調査』の職種分類に対応させ、同調査と JIP データベースの産業分類の対応表を作成した上で、同調査の産業別職種別総労働時間をウェイトとして JIP 産業別に集計することで、JIP 産業別の ARI を算出している。

しかし本論文では、分析の都合上 2019 年における産業別職種別賃金支払総額をウェイトとして (5) 式を産業別に集計することで、各産業の ARI を算出することとする。⁴

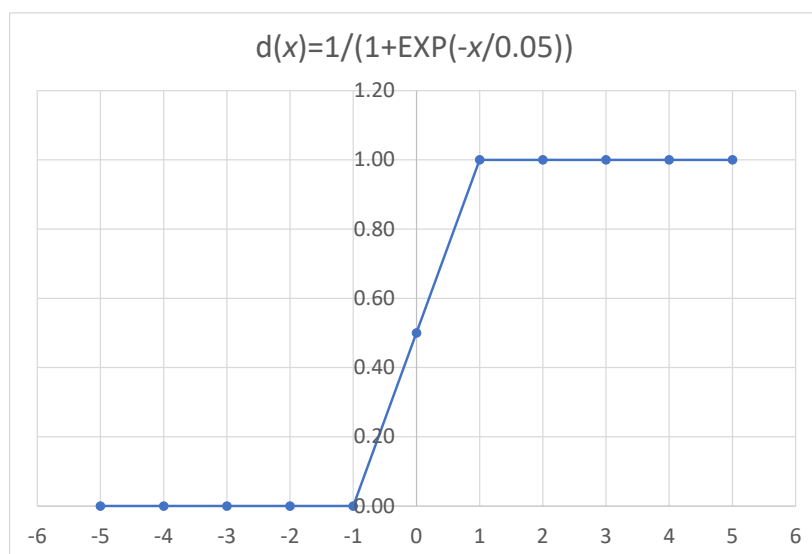


図 1. ARI の定義式で用いるロジスティック関数の形状

3. 数値計算

⁴ この ARI についても深尾他 (2025) で算出が行われた。

JIP データベースの各産業において、AI・ロボット技術普及の過程を試算した。
このために置いた主な仮定と考え方は以下の通りである。

- 1) 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、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 T 年後 ($T=8$ とする) に実際の導入が行われるとする。
- 2) 各職種の各アクティビティを投入するにあたって、人間労働中心の場合の平均費用（職種 t のアクティビティ 1 の場合には (2) 式右辺の第 1 項に $s_{t,1}$ を掛けた値）と比較して、AI・ロボット中心の場合の平均費用（職種 t のアクティビティ 1 の場合には (2) 式右辺の第 2 項に $s_{t,1}$ を掛けた値）は、相対的に年率 4.87% ずつ下落していくと仮定する。
- 3) AI・ロボット利用における規模の経済については以下のように仮定する。労働データの基礎となっている賃金構造基本調査の産業分類が事業所の情報に基づいていること、経済センサス活動調査でも詳細な産業別に得られる規模分布の情報は事業所に関するものであること、のため事業所の規模分布の情報を使って分析を行う。従って以下では企業規模を事業所規模と同一とみなして議論する。複数の事業所を持つ企業グループについては、我々はその規模効果を過小に評価する危険が高いことに注意する必要がある。各職種の各アクティビティを投入するにあたって、従業者数 N 人の事業所が AI・ロボットを利用した場合の平均費用は、500 人規模の事業所の平均費用と比較して、次式で規定されるとする。

従業者数 N 人の事業所の平均コスト／従業者数 500 人の事業所の平均コスト

$$= \frac{b \left(\frac{N}{500} \right) + (1-b) \left(\frac{N}{500} \right)^{0.5}}{\left(\frac{N}{500} \right)} \quad (6)$$

ただし $b=0.5$ とする。

従業員数と平均費用の関係を図示すれば図 2 の通りである。

各産業における事業所規模別従業者数については、2020 年を対象とする経済センサス活動調査の産業別事業所規模別従業者数のデータを、産業について JIP データベースの 100 産業に集計して作成した。事業所規模区分は 1-9 人、10-19 人、20-29 人、30-49 人、50-99 人、100-199 人、200-299 人、300-499 人、500-999 人、1000 人以上であるが、例えば従業者数 500-999 人の事業所の平均費用は図 2 で $N=500$ のケースに相当し、100-199 人の事業所の平均費用は $N=100$ のケースに相当するといったように、区分の下限の従業者数における図 2 の平均費用の値を使った。

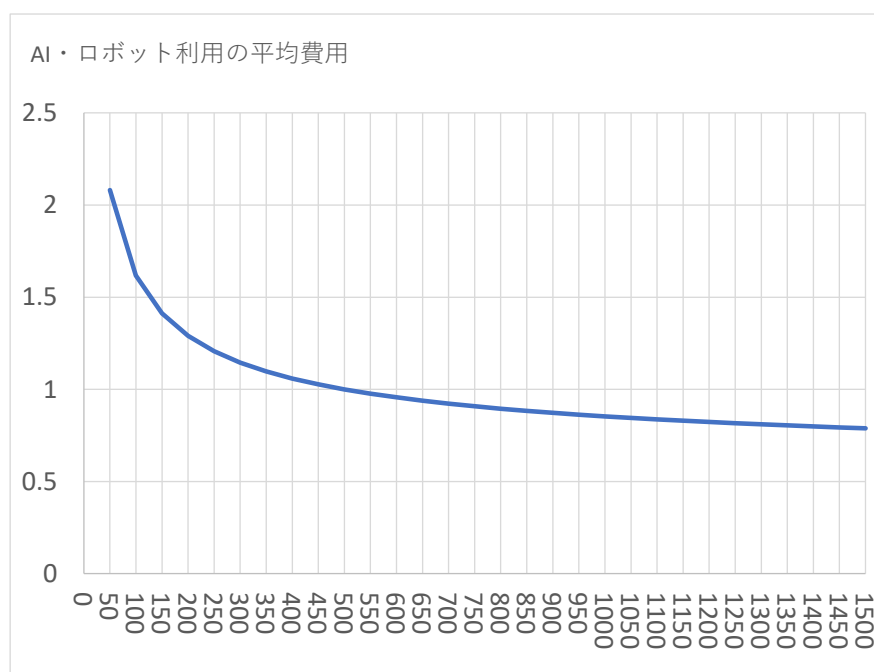


図 2. AI・ロボット投入における規模の経済効果に関する仮定：

従業員数 N 人の事業所の平均費用／従業員数 500 人の事業所の平均費用

各産業・各職種において AI・ロボット中心のアクティビティ実施コストが人間労働中心のアクティビティ実施コストと比較して年率 4.87% ずつ割安になっていくという仮定と、規模の経済に関する (5) 式の仮定により、大規模事業所ほど AI・ロボットを早く導入することになる。我々の仮定の下では、各職種・各アクティビティにおいて、従業員数 500－999 人の事業所と比較して、従業員数 1000 人以上の事業所は AI・ロボット導入が 4 年早く、従業員数 200－299 人の事業所は導入が 6 年遅れることになる。技術進歩による平均費用の下落により各 AI・ロボット技術は、次第に小規模事業所に拡散していくことになる。

- 4) 2040 年の実質賃金、資本コスト、中間財投入価格は 2040 年産業構造推計の推計結果を使う。また 2021－40 年にはこれらの値は一定の変化率で変化していくと仮定する。

- 5) 事業所規模の分布は時間を通じて不変とする。
- 6) 事業所規模間で、労働者の職種の構成や賃金率は同じとする。

AI・ロボット導入の推移に関する数値計算の方法について、具体的な数値例を使って説明しよう。

ある産業において ARI の値が、2024 年に 0.17、2030 年に 0.35、2040 年に 0.50 と予想されているとしよう。我々は、ベンチマーク年の間の年については、ARI の値を線形補間することにする。また 2024 年より前は、2024－30 年の変化率が、2040 年より後は 2030－40 年の変化率がそれぞれ続いていると仮定して外挿する。また、先述したように、専門家が回答した 500 人規模の事業所（実際のデータでは従業者数 500－999 人の事業所とする）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。

以上の仮定の下で、各年の ARI の値は図 3 の通りとなる。この図は、専門家の意見に基づく ARI のグラフを、（従業者数 500－999 人の事業所における）導入のラグ 8 年分だけ右方にシフトさせて描いていることに注意されたい。例えば 2037 年における ARI の値 0.32 は、この産業の従業者数 500－999 人の事業所において、全職種の全アクティビティのうち、2019 年の賃金率で評価して（先述したように各アクティビティへの賃金報酬は必要なスキル・能力の高さに比例すると仮定している）、32%だけが AI・ロボット中心の工程に置き換わっていることを意味する。またこの数値例では、当該産業の当該規模事業所グループでは、2037 年から 2038 年にかけて、2019 年の賃金率で評価して 3%のアクティビティが新たに AI・ロボット中心の工程に置換されることになる。導入されるこの 3%分の AI・ロボット技術は、当該産業・当該規模事業所グループにおける 2038 年ヴィンテージの AI・ロボット技術と呼ぶことが出来よう。

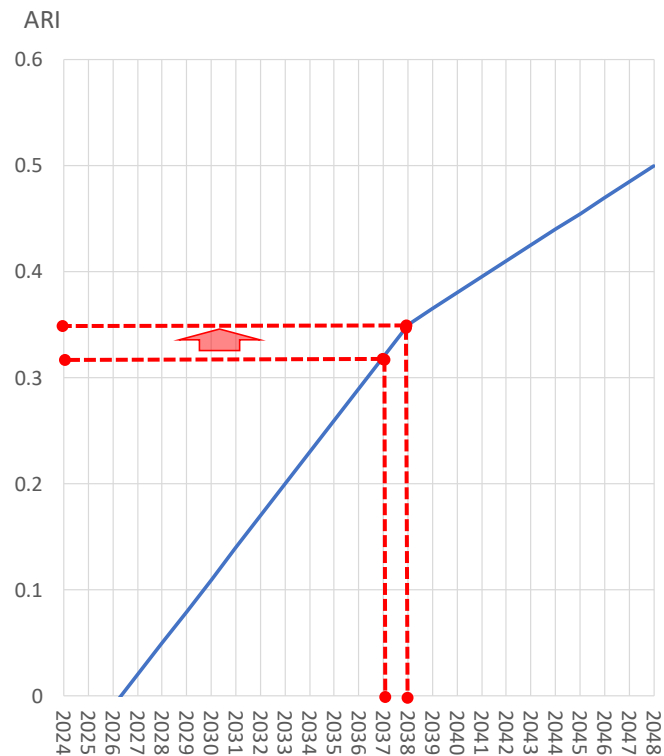


図 3. AI・ロボット導入の推移に関する数値計算例

このヴィンテージの AI・ロボット技術については、2038 年の当該産業・当該規模事業所グループにおいて人間中心の工程のコストと AI・ロボット中心の工程のコストは拮抗していることになる。つまり (4) 式がほぼ等式で成り立っている。そして翌年以降は、AI・ロボット投入が更に安価になっていくため、当該工程のコストは人間中心の工程のコストより次第に安価になっていく。

当該産業の別の規模の事業所グループについても、AI・ロボット技術の規模の経済効果に関する (6) 式の仮定の下で、同様の分析が可能である。先述したように、例えば従業者数 1000 人以上の事業所では図 2 の ARI の推移が 4 年分左に位置しており、また従業者数 100－199 人規模の事業所では 11 年分右に位置していると仮定して分析することになる。

なお、図 3 では時間の経過につれ ARI が線形で上昇して行くが、現実にはある年には多くの職種およびスキル・能力について AI・ロボットの導入が進み、別の年には殆ど進まないといったことがあり得ることに留意されたい。我々が知っているのは、ベンチマーク年に対応した（8 年遅れの導入を仮定している現在の例では）2032、2038、2048 年の ARI の値のみであり、先述したとおり、それ以外の年については線形補間・外挿を行っている。

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、産業 j 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。

図 4 は、JIP データベースの産業別に推計した 2040 年における λ_j の値である。 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い。たとえば高齢化で今後急速な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。

なおこの試算は、職種間の賃金格差は不変、各産業における事業所規模分布は不変、AI・ロボット導入における規模の経済効果は全ての産業で同一といった強い仮定を前提としていることに注意が必要である。たとえば、AI・ロボットサービスのベンダーが、小規模介護施設が安価に利用できるサービスを開発すれば、当該産業でのAI・ロボット導入はもっと速く進むかもしれない。

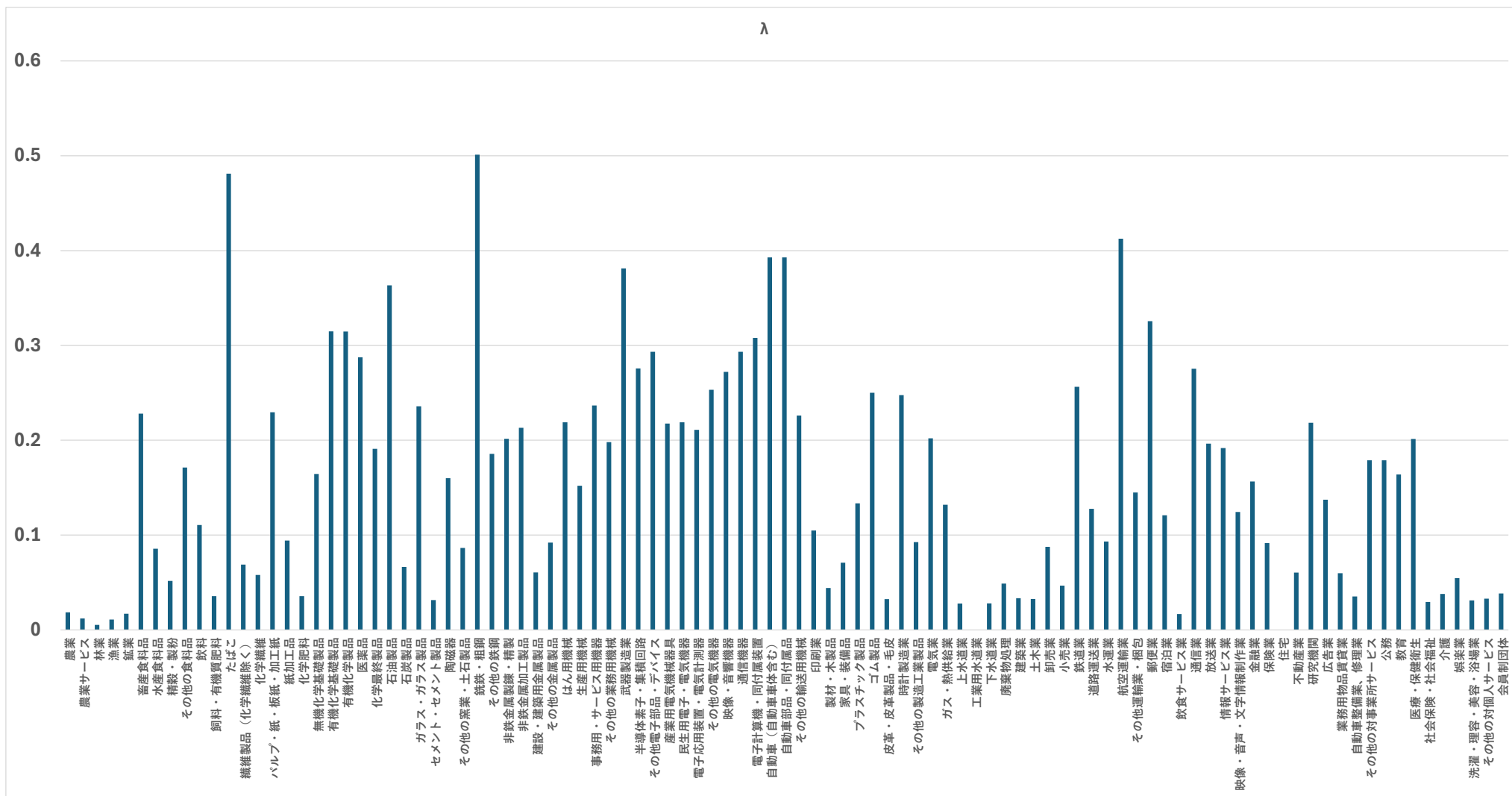


図 5. 2040 年における全職種の仕事を行うコスト（付帯コストを含む）に占める AI・ロボット投入のコスト（付帯コストを含む）の割合

4. 2040 年産業構造推計モデルへの含意

最後に本論文で示した、AI・ロボット技術が労働を中心とする仕事を代替していく過程のモデル分析結果を、2040 年産業構造推計モデルにどのように導入するかについて考えておこう。

2040 年構造推計モデルは、単純化のためコブ・ダグラス型の生産関数を仮定しており、本ノートで構築した生産関数(1)や(3)をそのまま当てはめることは難しい。しかし、本ノートのモデルのエッセンスをコブ・ダグラス型で近似して考えることは出来よう。2040 年において人間労働の仕事がかなりの程度 AI・ロボットによって代替される状況を、コブ・ダグラス型で近似するには、どのように考えれば良いだろうか。

まず指摘できるのは、AI・ロボット技術の急速な進展によって、情報通信サービスや資本財のうちロボット価格が急速に下落するという現象である。これは、例えば、情報通信サービス業やロボットを生産している機械産業の全要素生産性が急速に上昇していく（例えば年率 9%の上昇）と仮定することで、2040 年産業構造推計モデルに導入できよう。

次に指摘できるのは、AI・ロボット技術が人間労働を代替することによって、労働の分配シェアが低下する一方、情報通信サービスやロボット資本サービスの分配シェアが上昇していく現象であろう。アウトプット Y が労働投入 L に依存し、生産関数が滑らかで完全競争を前提とすると、アウトプット価格を p 、賃金率を w と表せば、事業所の費用最小化によって $\partial Y/\partial L = w/p$ 即ち $(\partial Y/\partial L)/(Y/L) = wL/pY$ が成り立つ。つまり分配シェアは、アウトプットの生産要素投入に関する弾力性に等しい。またアウトプット価格が生産要素価格にどのように依存するか、生産要素需要が生産要素価格にどのように反応するかも、アウトプットの生産要素投入に関する弾力性に決定的に依存する。

そこで以下では、本ノートで提示したモデルにおいて、AI・ロボット技術が普及することによって、アウトプットの各生産要素に関する弾力性がどのように変化するかを調べておこう。

我々のモデルにおける（規模 z の）事業所が直面する技術上の制約は、生産関数

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

及び職種別の仕事を実現するために必要な要素投入

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

で規定されている。

この事業所の生産要素投入については以下のように整理できよう。

$$L_H = \sum_{t=1, \dots, T} \sum_{i \in \Gamma_{z,t}} L_{t,i} \quad (7)$$

$$L_A = \sum_{t=1, \dots, T} \sum_{i \in \Gamma_{z,t}} L_{t,i} \quad (8)$$

$$L = L_H + L_A \quad (9)$$

$$K_H = \sum_{t=1, \dots, T} \sum_{i \in \Gamma_{z,t}} K_{t,i} \quad (10)$$

$$K = K_H + K_P \quad (11)$$

$$M_H = \sum_{t=1, \dots, T} \sum_{i \in \Gamma_{z,t}} M_{t,i} \quad (12)$$

$$M = M_H + M_P \quad (13)$$

$$K_A = \sum_{t=1, \dots, T} \sum_{i \in \Gamma_{z,t}} K_{A,t,i} \quad (14)$$

$$M_A = \sum_{t=1, \dots, T} \sum_{i \in \Gamma_{z,t}} M_{A,t,i} \quad (15)$$

ロボット等の資本サービス投入総量 K_A と AI・ロボット関連の情報通信サービス M_A は、新しい技術を体化しているものとし、他の資本サービスの総投入 K （これは人間労働に付帯する資本サービス K_H とそれ以外の生産工程で使われる資本

サービス K_P の和である) や、他の中間投入 M (これは人間労働に付帯する資本サービス M_H とそれ以外の生産工程で使われる資本サービス M_P の和である) とは区別して表している。

事業所の費用最小化行動とレオンチェフ型の技術制約により、労働の各職種の仕事とその各アクティビティへの最適配分は以下のように解くことが出来る。

職種 t のアクティビティ i が人間労働中心に行われる (すなわち $i \notin \Gamma_{z,t}$) の場合には、

$$L_{t,i} = \frac{\delta_t s_{t,i}}{\sum_{t=1,\dots,T} \delta_t \sum_{j \in \Gamma_{z,t}} s_{t,j}} L_H \quad (16)$$

職種 t のアクティビティ i が AI・ロボット技術中心に行われる (すなわち $i \in \Gamma_{z,t}$) の場合には、

$$L_{t,i} = \frac{\delta_t \frac{s_{t,i}}{\Psi_z \Phi(i,t)}}{\sum_{t=1,\dots,T} \delta_t \sum_{j \in \Gamma_{z,t}} \frac{s_{t,j}}{\Psi_z \Phi(j,t)}} L_A \quad (17)$$

(16)式は、生産においてより重要な職種 (高い δ_t) ほど、またその職種の仕事を実行する上でより高いスキル・能力 s_i を必要とするアクティビティほど、より多くの能率単位で測った労働が投入されることを意味する。(17)式は、AI・ロボット技術に付帯して投入される労働は、この2つの要因に加えて、当該規模 z の事業所における AI・ロボット技術投入で規模の経済が働くほど (高い Ψ_z)、また当該スキル・能力レベルを AI・ロボットで満たすことが比較的安く可能であるほど (高い $\Phi(i,t)$)、少なくなることを意味する。

労働投入に付帯する通常の資本サービス K_H や通常の中間投入 M_H の人間労働中心で実現される各アクティビティへの配分も、(16)式と全く同様に解くことが出来る。以上の生産要素配分を(1)式と(3)式に代入すると、生産関数を以下のように書き改めることが出来る。

$$Y = A \left\{ \frac{1}{\sum_{t=1, \dots, T} \delta_t \sum_{i \in \Gamma_{z,t}} s_{t,i}} L_H^{0.62} K_H^{0.04} M_H^{0.34} + \frac{1}{\sum_{t=1, \dots, T} \delta_t \sum_{i \in \Gamma_{z,t} \Psi_Z \Phi(t,i)} \frac{s_{t,i}}{s_{t,i}}} L_A^{0.38} K_A^{0.31} M_A^{0.31} \right\}^\alpha K_P^\beta M_P^\gamma \quad (3')$$

最初の中括弧の中の第 2 項を中括弧内の値全体で割った値を λ と表すことにする。

$$\lambda = \frac{\frac{1}{\sum_{t=1, \dots, T} \delta_t \sum_{i \in \Gamma_{z,t} \Psi_Z \Phi(t,i)} \frac{s_{t,i}}{s_{t,i}}} L_A^{0.38} K_A^{0.31} M_A^{0.31}}{\frac{1}{\sum_{t=1, \dots, T} \delta_t \sum_{i \in \Gamma_{z,t}} s_{t,i}} L_H^{0.62} K_H^{0.04} M_H^{0.34} + \frac{1}{\sum_{t=1, \dots, T} \delta_t \sum_{i \in \Gamma_{z,t} \Psi_Z \Phi(t,i)} \frac{s_{t,i}}{s_{t,i}}} L_A^{0.38} K_A^{0.31} M_A^{0.31}} \quad (18)$$

今、要素価格体系は与えられているとすると、AI・ロボットで自動化されるアクティビティの集合 Γ_z も与件であるから、(3')式を L_H と L_A についてそれぞれ対数微分することで次式を得る。

$$\frac{L_H}{Y} \frac{\partial Y}{\partial L_H} = 0.62\alpha(1 - \lambda) \quad (19)$$

$$\frac{L_A}{Y} \frac{\partial Y}{\partial L_A} = 0.38\alpha\lambda \quad (20)$$

上の 2 式から $1-\lambda$ は、 $((\partial Y/\partial L_A) \times (L_A/Y))/(0.62\alpha)$ 即ち、全職種の仕事を行うコスト（付帯コストを含む）に占める人間労働のコスト（付帯コストを含む）に等しく、同様に λ は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）に等しいことが分かる。2040 年における λ を如何に導出するかについては、前節で説明した。

労働の限界生産価値は実質賃金に等しいこと、および(9)、(19)、(20) 式より、

$$L_H = \frac{0.62\alpha(1-\lambda)}{0.62\alpha(1-\lambda)+0.38\alpha\lambda} L \quad (21)$$

$$L_A = \frac{0.38\alpha\lambda}{0.62\alpha(1-\lambda)+0.38\alpha\lambda} L \quad (22)$$

これを(3')式に代入して L について対数微分すれば、 Y の L に関する弾力性が以下の通り計算できる。

$$\frac{L}{Y} \frac{\partial Y}{\partial L} = 0.62\alpha(1 - \lambda) + 0.38\alpha\lambda \quad (23)$$

また、(3')式を K_A について対数微分すれば次式が得られる。

$$\frac{K_A}{Y} \frac{\partial Y}{\partial K_A} = 0.38\alpha\lambda \quad (24)$$

同様に、 Y の K 、 M 、 M_A に関する弾力性も以下のように求めることが出来る。

$$\frac{K}{Y} \frac{\partial Y}{\partial K} = 0.04\alpha(1 - \lambda) + \beta \quad (25)$$

$$\frac{M}{Y} \frac{\partial Y}{\partial M} = 0.34\alpha(1 - \lambda) + \gamma \quad (26)$$

$$\frac{M_A}{Y} \frac{\partial Y}{\partial M_A} = 0.31\alpha\lambda \quad (27)$$

今、全ての集計した生産要素 L 、 K 、 K_A 、 M 、 M_A をそれぞれ ρ % 増やした時、アウトプットが何%増加するかを計算すると、

$$\{0.62\alpha(1 - \lambda) + 0.38\alpha\lambda + 0.04\alpha(1 - \lambda) + \beta + 0.31\alpha\lambda + 0.34\alpha(1 - \lambda) + \gamma + 0.31\alpha\lambda\}\rho = \{\alpha + \beta + \gamma\}\rho \quad (28)$$

が得られる。従って規模に関する収穫一定が成り立っている。

次に各パラメーターをどのように計算するかを考えよう。

例えば 2021 年において、AI・ロボットは全く導入されていないとすると、 λ はゼロである。従って、以下の関係式が得られる。

$$\frac{L}{Y} \frac{\partial Y}{\partial L} = 0.62\alpha \quad (29)$$

$$\frac{K_A}{Y} \frac{\partial Y}{\partial K_A} = 0 \quad (30)$$

$$\frac{K}{Y} \frac{\partial Y}{\partial K} = 0.04\alpha + \beta \quad (31)$$

$$\frac{M}{Y} \frac{\partial Y}{\partial M} = 0.34\alpha + \gamma \quad (32)$$

$$\frac{M_A}{Y} \frac{\partial Y}{\partial M_A} = 0 \quad (33)$$

2040 年産業構造推計において 2024 年の(29)、(31)、(32)式の値は既に JIP データベース等より、導出済みである。これと数値計算の λ を与えると、2040 年の各弾力性を求めることが出来る。

これにより、AI・ロボットの導入を前提とする場合に 2040 年産業構造推計モデルのパラメーターをどのように改訂する必要があるかが算出できる。

5. おわりに

本論文では、AI・ロボット技術が人間中心の仕事を代替する過程について理論モデルを構築した上で、深尾他（2025）で作成された詳細な職種別および産業別の自動化リスク指数（ARI, Automation Risk Index）に関する情報を用いて、AI・ロボット技術の導入速度が職種間・産業間でどのように異なるかを推計した。なお、AI・ロボット技術の導入は大規模な事業所では比較的速く進むと考えられるため、2020 年を対象とした経済センサス活動調査の産業毎の事業所規模分布データを使ってこの点を推計に反映させた。

2040 年について推計された AI・ロボット技術投入状況は、産業間で大きく異なっていた。我々はまた AI・ロボット技術の導入が、2040 年における各産業の労働や資本の投入構造にどのような影響を与えるのかを、理論モデルと詳細な産業レベルのデータに基づいて試算した。

参考文献

- 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（改訂版）」 RIETI Policy Discussion Paper, No. 25-P-008。
- 文部科学省 科学技術・学術政策研究所 第 1 研究グループ (2023) 「全国イノベーション調査 2022 年調査統計報告」 NISTEP Report, No. 200、
https://www.nistep.go.jp/wp/wp-content/uploads/NISTEP-NR200-FullJ_ver20241119.pdf
- 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.
- Eloundou, Tyna, Sam Manning, Pamela Mishkin, and Daniel Rockv (2024) “GPTs are GPTs: An Early Look at the Labor Market Impact Potential of Large Language Models,” *Science*, Vol. 384, No. 6702, pp. 1306-1308.
- 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).