

# 生成A Iが描く日本の職業の明暗とその対応策

～A Iと職業情報を活用した独自のビッグデータ分析～

経済調査部 新田 堯之

## 要 約

本論文は、生成A Iが日本の労働市場に与える影響に関し、独自にA Iと職業情報データベースを活用したビッグデータ分析を実施したものである。その上で、各職業を生成A Iとの関係ごとに協働、代替、その他の3グループに分類した。

分析の結果、協働グループと代替グループの就業者割合は共に約20%であった。産業別では、金融業や不動産業などでは、協働・代替グループ双方の就業割合が高かった。情報通信業などは、協働グループの割合がより高かった。年収別に見ると、協働グループの年収は平均より高い傾向がある一方、代替グループのそれは平均をやや下回る傾向が観察された。

今後、生成A Iの利活用の広まりで、協働グループでは生産性向上による雇用や所得の増加が期待できる。他方、代替グループでは、適切な対応がなければ雇用・所得の減少や伸び悩みが予想される。生成A Iの恩恵を広く行き渡らせるためには、日本版スキルズ・フューチャーの創設によるリカレント教育の活性化、ジョブ型雇用の拡大、非正規社員を中心とした労働者支援の拡充など、技術進歩に合わせた労働市場の変革が求められよう。

## 目 次

### エグゼクティブサマリー

- 1章 イントロダクション
- 2章 新たな技術が労働市場を変える仕組み
- 3章 生成A Iと協働・代替関係の職業グループを特定
- 4章 各職業グループの就業者数や年収の特徴
- 5章 今後生成A Iが各職業グループの雇用や所得に及ぼし得る影響
- 6章 分析結果のまとめと政策インプリケーション

## エグゼクティブサマリー

本論文は、生成AIが日本の労働市場に与える影響について、独自にAIと日本の職業情報データベースを活用したビッグデータ分析を実施したものである。分析の結果、生成AIとの関係性に基づき、各職業は協働グループ、代替グループ、その他の職業グループの三種類のいずれかに分類された。

**協働グループ**とは、生成AIで単純作業を自動化し、より付加価値の高い業務に注力しやすいグループであり、管理職や専門職の多くがここに含まれた。

**代替グループ**とは、仕事の主要部分が生成AIに自動化されやすいプログラマーや一般事務などの職業グループである。

**その他の職業グループ**とは、生成AIの影響を受けない、あるいは受けたとしても協働グループおよび代替グループほどの明確な影響を受けないグループである。大工や美容師などの職業がここに分類された。

次に、各職業グループに分類された就業者の割合を推計したところ、協働グループと代替グループは共に20%前後であった。協働グループの約60%が男性、代替グループの約60%が女性と対照的な結果であった。

各産業の特徴は大きく異なった。金融業や不動産業などでは、協働グループと代替グループ双方の就業者の割合が高く、代替グループの割合が協働グループを上回った。情報通信業などは、代替グループに分類された就業者の割合は一定数存在するものの、それ以上に協働グループの人々の割合が高くなった。製造業や小売業、宿泊業や飲食サービス業、農林水産業などでは、その他の職業

グループの割合が高い結果となった。

年収別に見ると、協働グループの年収は平均より高い一方、代替グループのそれは平均をやや下回る傾向が観察できた。

今後、生成AIの利活用が広まるにつれ、協働グループは、生産性向上を通じた雇用や所得増が総じて期待できる。一方、代替グループに関しては、適切な対応がなければ、非正規社員を中心に今後雇用や所得が減少、あるいは伸び悩む公算がより大きい。

したがって、生成AIの利活用を推進しつつ、そこから得られる果実を幅広い人々に行き渡らせるためには、生成AIという新たな技術的文脈で既存の労働関係の政策などをアップデートすることが求められる。

具体的には、①日本版スキルズ・フューチャーの創設によるリカレント教育の活性化、②ジョブ型雇用およびリススキリングの拡大、③非正規社員を中心とした労働者の支援拡大、④デジタル社会の加速による生産性向上・雇用創出、⑤生成AIと労働者間における税率バランスの見直し、⑥EBPM（証拠に基づく政策立案）に基づく機動的な政策対応、などが挙げられる。

このように新たな技術の進歩に合わせて労働市場を柔軟に変えていくことで、日本は生成AIの活用拡大と包括的な経済成長の両立を志向すべきであろう。

# 1章 イントロダクション<sup>1</sup>

## 1. 生成A Iの急速な進化

近年、人工知能（A I）技術の進展が著しく、中でも「生成A I」の発展が注目されている。

世界中で最も注目されている生成A Iは、2022年11月に米国のOpenAIが公開した大規模言語モデル（Large Language Model、以下LLM）のChatGPTだろう。

特に、2023年3月からChatGPT内で利用可能となったGPT-4はその性能の高さで世間に衝撃を与えた。ChatGPTテクニカルレポート（OpenAI（2023））によれば、GPT-4は米国の司法試験で上位10%に入る得点を達成し、下位10%ほどであった従来のモデル（GPT-3.5）から大幅に成績が向上したという。

さらに、ChatGPTは誰でも使いやすいインターフェイスを持っている。難しいプログラミングの知識がなくとも、プロンプト文と呼ばれる文字で指示するだけで、誰でも生成A Iから回答を引き出すことが可能である。

ChatGPT以外の生成A Iでは、OpenAIは2023年に従来以上に自然な画像を生成するDALL-E 3を公開した。さらに、OpenAIに出資している米Microsoftは生成A Iを活用したアシスタント機能であるCopilotに注力している。例えば、ワープロソフトや表計算ソフトなどにGPT-4を組み込んだCopilot for Microsoft 365を積極的に展開している。

他には、米Googleの親会社である米AlphabetはGemini、米MetaはLlama 2、OpenAIの元従業員によって設立された米Anthropicは

Claude3と呼ばれる生成A Iを開発するなど、米国のテック企業を中心に、生成A Iの激しい開発競争が続いている。

このように、生成A Iの進化のペースは日進月歩の様相を呈している。2024年2月にはOpenAIは動画生成A IであるSoraを発表した。Soraのデモ動画では、現実と見間違ふような光景が広がっており、またもや世界に衝撃をもたらした。

## 2. 海外で発表されつつある生成A Iと労働市場に関する先行研究

約10年前、A Iが人間の雇用を代替するいわゆるA I失業論に関する議論がにわかに盛んになった。そのきっかけは、2013年に英オックスフォード大学のマイケル・オズボーン准教授とカール・ベネディクト・フレイ博士が、米国の労働人口の47%が機械に代替可能であると試算したことである（Frey and Osborne（2013））。日本では、野村総合研究所（2015）が日本のデータにFrey and Osborne（2013）の手法を応用し、日本の労働人口の約49%が技術的には機械により代替できるようになる可能性が高いと推計した。

もちろん、これらの研究は現在の生成A Iの発展以前のものである。ChatGPTをはじめとした生成A Iが一部のタスクで人間を凌駕する性能を発揮するにつれ、生成A Iが労働者に与える研究が次々に発表されるようになった。

個別の企業における特定の職種を対象に、実験により生成A Iが生産性を引き上げたと報告した研究例はいくつか存在する。具体的には、カスタ

<sup>1</sup> 本論文は新田（2023a）、新田（2023b）、新田（2024）を再構成および追記したものである。分析手法の詳細は各レポートを参照。

マーサポート担当者を対象にした Brynjolfsson et al. (2023)、マーケティング担当者やコンサルタントのような専門職を対象とした Noy and Zhang (2023) などが挙げられる。これらの研究は、従業員をランダムに生成AI (ChatGPT) を用いるグループと用いないグループの2つに分け、両者の生産性の差を計測した。

一方、生成AIが雇用を消失させた研究も発表されている。例えば、Hui et al. (2023) は、クライアントとフリーランスを結びつけるプラットフォームである Upwork のデータを分析した。その結果、ChatGPT の公開後に文書作成や校正などのフリーランスの雇用は2%減少、月収も5.2%減少したと推定されたという。

生成AIが労働市場全体に与える影響を定量的に推計した研究も存在する。最も有名なものの一つが、ChatGPTを開発した OpenAI と米ペンシルベニア大学の研究者が行った Eloundou et al. (2023) である。この研究では、各職業のタスクごとに生成AIの影響を受ける割合について、人間とAI (GPT-4) に判断させた。結果として、米国の労働者の約80%が少なくともタスクの1割、また約20%が少なくともタスクの5割で影響を受ける可能性があると分析された。職業別では、会計士、数学者、税理士、ライター・作家、翻訳者、ウェブデザイナー、ジャーナリストなどいわゆるホワイトカラーの職業のタスクがより多くの影響を受けるとの結果であった。米プリンストン大学の研究者などの研究 (Felten et al. (2023)) でも賃金の高い職業が生成AIの影響を受けやすく、産業別では法律サービスや証券・商品・投資業が生成AIの進歩により晒されるとの結果が得られた。

国際機関では、ILO (Gmyrek et al. (2023))

やOECD (2023)、IMF (Cazzaniga (2024)) などで生成AIと労働市場を分析した研究が報告されている。この中で、最も新しい Cazzaniga (2024) は、世界の雇用の約40% (先進国は60%) がAIの影響を受ける可能性があると分析した。さらにAIは生産性を高める一方で、一部の仕事を代替し、労働需要を低下させる可能性があったとした。また、AIは国内外で所得不平等を悪化させる可能性があり、包括的な社会保障やリスクリング・プログラムが必要だと指摘した。

### 3. 独自にAIと日本のデータで生成AIと日本の労働市場の関係を定量分析

日本では本テーマに関し、定性的な議論や日本国外の研究を紹介するにとどまる議論が多い。他方、日本のデータに基づいた定量的な調査研究は、筆者の知る限りほぼ見当たらない。

そこで本論文では、Eloundou et al. (2023) のアプローチをベースにしつつ、独自にAIと日本の職業情報データベースに基づいて、生成AIが日本の労働市場に及ぼす影響を定量的に分析した。その上で、日本の労働市場のあるべき姿に向けて提言を行った。

これ以降の構成は以下の通りである。

2章では新たな技術が雇用に影響を与えるメカニズムを解説する。この枠組みの下で、生成AIの現在の日本における立ち位置を確認する。

3章は、各職業が生成AIとどのような関係にあるのかをデータ分析に基づいて推定する。すなわち、各職業を①生成AIから雇用や所得に対して総じてプラスの影響を受ける職業グループ、②生成AIから雇用や所得に対して総じてマイナスの影響を受ける職業グループ、③上記の①・②ほど明確な影響を受けない職業グループ、の3つの

職業グループにカテゴリ化する。

4章では、各職業グループが就業者に占める割合を求めるなど、労働市場全体を視野に入れた議論を展開する。また、各職業グループと年収の関係性も分析する。

5章では、生成AIが職業グループごとに今後雇用や所得に与える影響を議論する。

6章ではこれまでの分析結果を踏まえ、生成AIの恩恵を日本に広く行き渡らせるためのインプリケーションを示す。

## 2章 新たな技術が労働市場を変える仕組み

2章では、新たな技術が労働市場に与える影響や条件について、Acemoglu and Restrepo (2018) など議論された経済理論や、Acemoglu and Johnson (2023), Frey (2019) (フレイ (2020)) など示された新技術が雇用

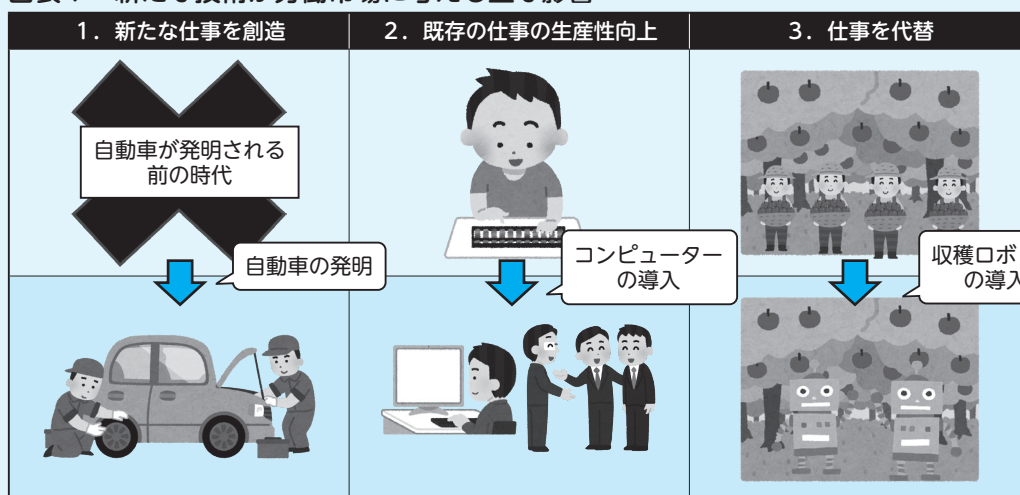
や賃金に与えた歴史を参考に整理する。その上で、現在の生成AIが日本でどのような立ち位置にあるのかを確認する。

### 1. 新たな技術が労働市場に及ぼす主な影響

まず新たな技術は新しい仕事を創造することがある(図表1左)。すなわち、新しい技術やイノベーションは、新たな仕事や役割を生み出すため、これに伴い新たな雇用の機会が生まれる<sup>2)</sup>。

例えば、20世紀前半の米国の自動車産業は、電気や内燃機関の実用化という時代背景の中で生まれた。この時代に、各生産工程で使われていた様々な機械を限られた蒸気機関とつないでまとめて駆動する従来の生産方式に代わって、個々の小型モーターで駆動する新しい生産方式が確立した。これにより、生産工程の最適配置が可能となり、生産効率が劇的に高まった。結果として一部の熟練工は職を追われたものの、内燃機関や新し

図表1 新たな技術が労働市場に与える主な影響



(出所) 大和総研作成 (イラストはいらすとや (<https://www.irasutoya.com/>) による)

2) なお、本論文では、プロンプトエンジニアなど生成AIが創造する新たな仕事については基本的には議論の対象外とした。労働市場はまだ初期段階であり、しばらくは需要と供給のバランスが不安定な状況が続くと予想されるためである。

い生産方式の導入により、それらを適切に扱うためのスキルが必要となり、より大勢の作業員が必要になった。さらに、自動車メーカーでは管理職や販売員などの雇用も増加したほか、トラックの運転手やガソリンスタンドの店員など新たな職種を生み出した。このように、自動車という新技術は多岐にわたる雇用を創出し、豊かな中間層の創出に寄与したのである。

また、新たな技術が既存の仕事の生産性を向上させるケースも指摘できる（図表1中央）。一例として、従来紙や鉛筆、そろばんを用いたタスクを行ってきた会計士を想定する。この会計士は新たに導入されたコンピュータを用いて従来のタスクを短時間で終わらせ、新しい顧客の開拓などにより、付加価値の高い業務により多くの時間を割けるようになった。このプロセスでビジネス規模が拡大すれば、会計士の追加採用など雇用が増加する可能性もある。ただし、雇用を増やす中心的な役割は、先ほどの新たな仕事が創造されるケースが果たすとされる。

最後に、新たな技術は労働者を代替することもあり得る（図表1右）。

例えば、あるリンゴ農園では、従来は手作業でリンゴを収穫していたと仮定する。ある日、農園の経営者は収穫ロボットを導入した。このロボットは非常に安価で簡単に導入でき、人間以上に速く、正確にリンゴを収穫できる。それゆえ、この農園では、新たに導入された収穫ロボットがリンゴの収穫作業を全て担うようになった。このように、新たな技術の導入がこれまでの作業を自動化

し、人間を代替することがある。

歴史上、新技術による自動化が雇用に強いマイナスの影響を及ぼした事例の一つとして、英国の産業革命が挙げられる。この時代は、蒸気機関の導入により、高賃金の熟練工による作業が機械に代替された。他方で、蒸気機関を用いた機械の導入に伴い作業工程が見直され、従来は高賃金の熟練工が担っていたタスクが機械の操作に単純化された。これにより、低賃金で雇える子どもや女性が単純作業に従事するようになった。この変化は、生産のコスト削減と効率化をもたらし、産業革命の推進力となった。しかし、同時に熟練工の失業と貧困層の拡大という社会問題も引き起こした。

新たな技術の多くは、タスクの創出効果（雇用にプラス）とタスクの自動化効果（雇用にマイナス）の二面性を持つ。どちらの面が強いのかは、技術が持つ特性や、新たな製品の市場とそれにより必要となるスキル、労働市場の構造などに依存する<sup>3</sup>。米国の産業革命では、中程度のスキルを要する労働補完技術の力が強かったため、農家などから大量の雇用を吸収しながら雇用を増やすことができた。一方、英国の産業革命では、高賃金の熟練工を代替する労働置換技術の要素が強かったため、自動化による雇用喪失が大きかったのである。

## 2. 新たな技術が労働市場に影響を及ぼす条件

このように、新しい技術が雇用に影響を及ぼす

3) なお、Acemoglu and Johnson (2023) によれば、生産性の向上が必ずしも労働需要の増加に結びつかないことが明らかにされている。彼らは、企業にとっての重要な要素は、追加された一人の労働者による生産量の増加分、すなわち「限界生産力」であるとしている。これは、新技術を導入して生産性が向上した場合でも、追加的な労働投入が生産性を高めない状況では、企業が雇用を増やさない、あるいは減らすこともあり得るということの意味している。

ためには、いくつかの前提条件をクリアしなければならない。このメカニズムを示したのが図表2である。

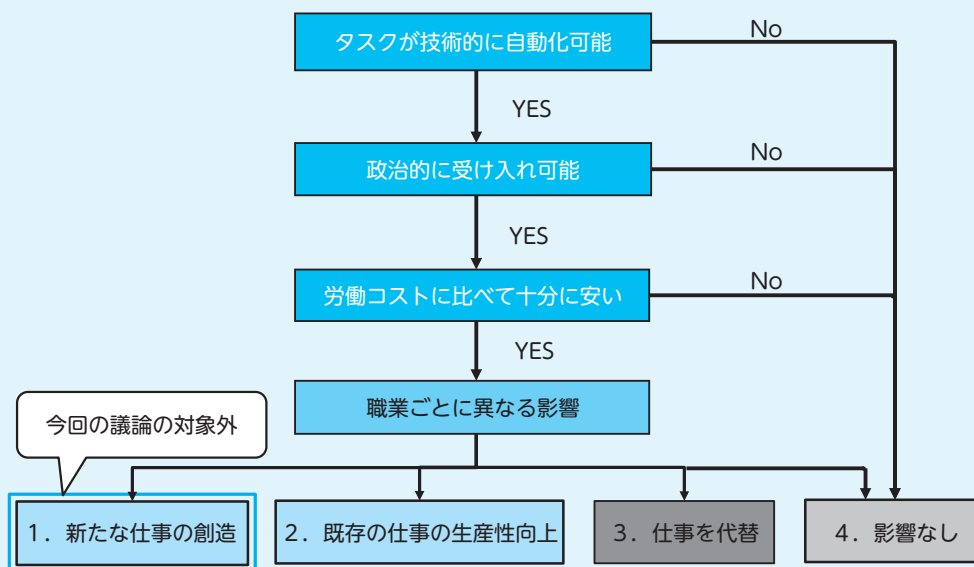
第一の条件は、タスクが技術的に自動化できるかどうかである。例えば、航空券の予約は過去には手書きで記録していた時代もあった。しかし、IT化が進んだ現在ではコンピュータがその業務を担っている。一方、ものを掴む、ねじるなど細かい身体的な動作は現状ではAIの苦手分野である。それゆえ、美容師のような手先の器用さが求められる職業のタスクは、現在の技術では自動化が難しいだろう。

第二の条件は、新しい技術が政治的に受け入れられる必要があるということである。そうでなければ、新しい技術の使用が制限、あるいは禁止される場合がある。歴史を振り返ると、新技術が権力者の権力基盤を脅かしかねない場合、権力者は

当該技術の普及を阻止する事例が見られた。例えば、英国の聖職者および発明家であったウィリアム・リーは、1589年に自ら発明した靴下編み機の特許付与を目的にエリザベス1世に謁見した。しかし、手編み産業で働く国民が失業するリスクを恐れ、エリザベス1世は特許を認めなかったという<sup>4</sup>。こうした出来事は歴史の中の話ではない。現在でも中国では、「グレート・ファイアウォール」と呼ばれるインターネット検閲システムにより、GoogleやFacebook、Instagram、LINEなど様々なインターネットを介したサービスへのアクセスが遮断されている。

第三の条件は、人件費と比べて、新たな技術のコストが十分に安いことである。例えば、銀行が近年インターネットバンキングを推進している目的の一つは人件費の抑制とされる。反対に、ある家具工場で、従来3人の工員が一日当たり10

図表2 新たな技術が労働市場に与える主なメカニズム



(出所) 大和総研作成

4) KNITTING TOGETHER THE HERITAGE OF THE EAST MIDLANDS KNITTING INDUSTRY William Lee (1563-1614)  
 (URL : <https://www.knittingtogether.org.uk/behind-the-scenes/the-people/william-lee-1563-1614/#:~:text=His%20efforts%20resulted%20in%20the,in%20the%20hand%20knitting%20industry.>)

個の椅子を生産してきたタスクを、1台あたり1,000億円の産業用ロボットで置き換えることは、コストに見合うメリットが得られず現実的ではなからう。

### 3. 日本における生成AIの立ち位置

これまでに示したフレームワークに沿うと、現在の日本における生成AIは、①自動化可能なタスクが存在する、②政治的に受け入れられる、③労働コストに比べて十分に安い、という前提条件を既に満たした公算が大きい（図表3）。

第一に、自動化可能なタスクに関しては、既に様々なメディアで指摘される通り、生成AIは文章や画像、プログラムコードの生成、アイデア出しなど広範なタスクを自動化できる。もちろん、現在の生成AIは事実に基づかない情報をときおり出力するハルシネーション（幻覚）という問題を抱えている。このため、生成AIが人間の仕事を完全に代替することは難しい。それでも、生成AIは、タスクの全てではないにせよ、時にはか

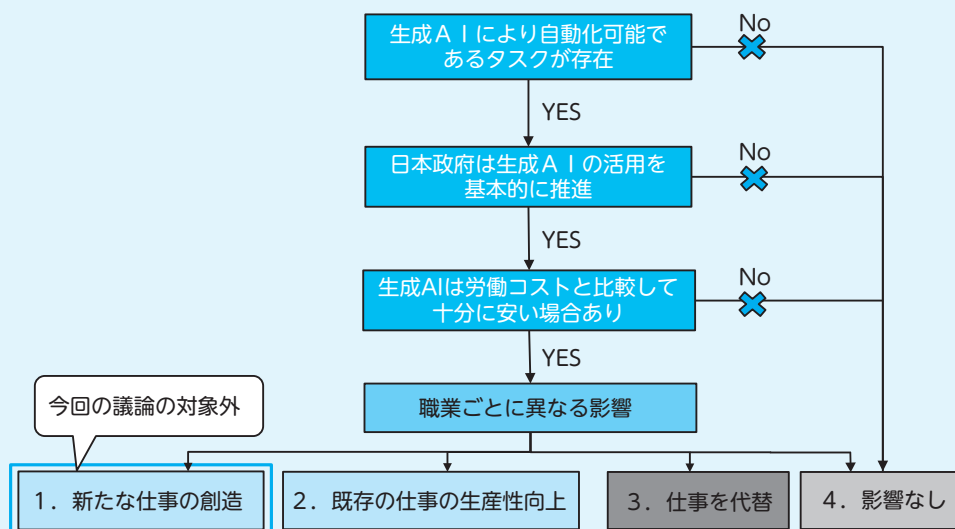
りの部分を自動化し、完了までの時間を短縮させる存在である。

第二に、日本政府は生成AIを基本的には受け入れ、その利用を推進する方針のようである。例えば、「新しい資本主義のグランドデザイン及び実行計画2023改訂版」（令和5年6月16日閣議決定）では、AIの利用の促進に関する項目の中で、「生成AIの普及を見据え、AIの基礎知識等、AIリテラシー教育も充実させる。」と述べている。

さらに、AIの開発力の強化という項目では、「日本の研究水準の維持・向上、イノベーションや新規産業の創出等のためには、速やかに生成AIに関する基盤的な研究力・開発力を国内に醸成する必要がある。」との方針を示している。

もちろん、日本政府は生成AIが社会にもたらしかねない不安やリスク、安全保障上のリスクへの対応を進めている。ただ、総じてみれば、日本政府は生成AIの普及自体は受け入れており、その開発を積極的にサポートしていると思われる。

図表3 現在の日本における生成AIの立ち位置



(出所) 大和総研作成



第三のコストに関しても、生成A Iは比較的安価である。2024年3月現在、GPT-3.5はChatGPTを通じて無料で利用できるほか、Llama 2も無料で利用できる。また、有料版のChatGPTは2024年3月現在、月額20米ドル（約3,000円）でGPT-4やDALL-E 3のほか、データ分析、最新情報を回答するウェブブラウジングなどの機能が利用できる。もちろん、こうした生成A Iの機能はパソコンやスマートフォン、インターネットがなければ利用できない。しかし、現代の日本ではこれらは一般的であり、生成A Iを利用する上での大きなハードルになることはないだろう。

## 3章 生成A Iと協働・代替関係の職業グループを特定

### 1. 各職業グループの定義と分析の全体像

#### 1) 各職業グループの定義

本論文ではデータ分析を踏まえ、生成A Iとの関係性に基づき、各職業を3種類のグループに分ける。以下はそれぞれの職業グループの定義である。

一つ目は協働グループである。協働グループとは、生成A Iで単純作業を自動化し、より付加価値の高い業務に注力しやすい、いわば生成A Iと協働（補完）関係にあるといえる職業グループを指す。

二つ目は代替グループである。代替グループとは、仕事の主要部分が生成A Iに自動化されてしまう職業グループである。

三つ目はその他の職業グループである。この職

業グループは生成A Iの影響を受けない、あるいは受けたとしても協働グループおよび代替グループほどの明確な影響を受けないグループである。

#### 2) 分析の全体像

図表4は分析の全体像を示したものである。

一つ目のステップでは、日本版O-NET（職業情報提供サイト〈愛称：job tag〉）と呼ばれる職業データベースから各職業のタスクに関するテキスト文を抽出する。日本版O-NETとは、500以上の職業情報を提供するウェブサイトである。米国労働省が運営する職業情報ネットワークO\*NETおよび職業情報サイトO\*NET OnLineを参考に、日本における労働市場の透明性を高め、主体的なキャリア形成を支える市場インフラの整備を目指し、2020年に開設された<sup>5</sup>。

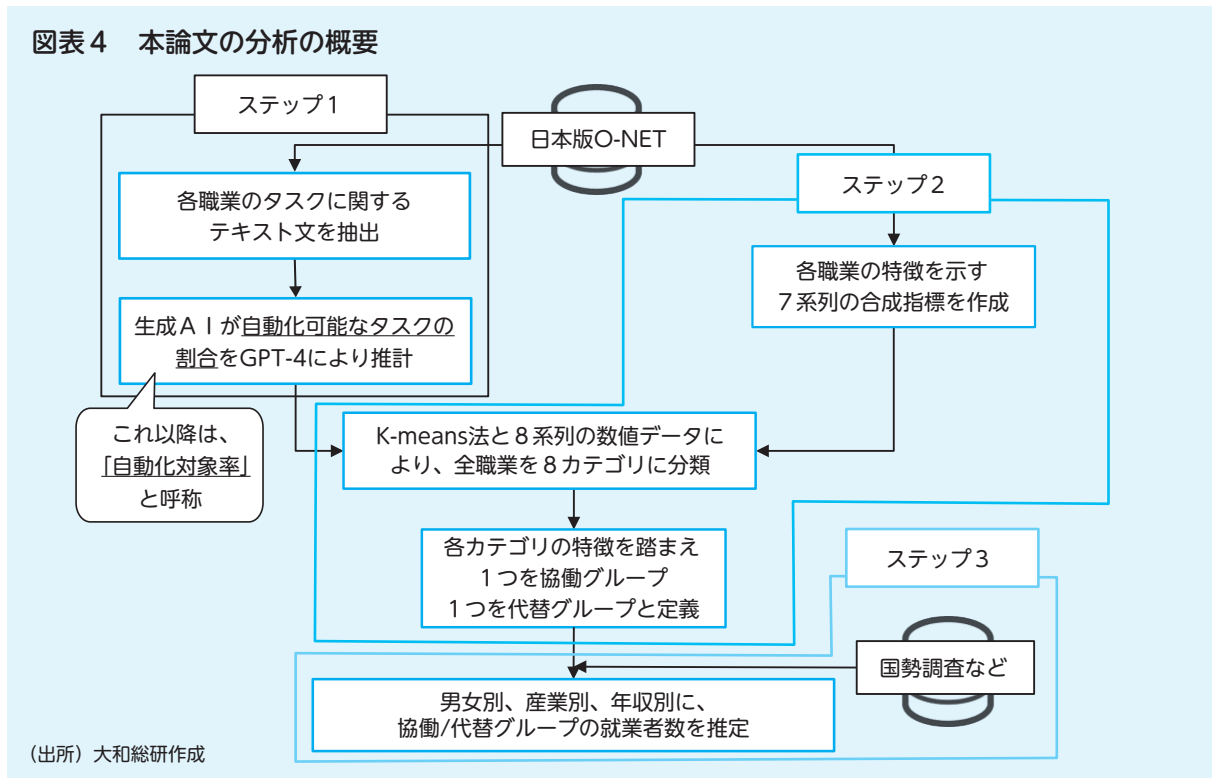
次にGPT-4を活用し、各タスクのテキスト文から「生成A Iが自動化可能なタスクの割合」を職業ごとに計算する。これ以降は、この割合を「自動化対象率」と呼ぶ。

二つ目のステップでは、日本版O-NETから抽出した各職業の特徴を示すデータを7つの合成指標にまとめる。次に、7つの合成指標に自動化対象率を合わせた8つの指標に対しK-means法と呼ばれるクラスタリングに用いられるA Iの一種を適用し、全職業を8つの職業グループに分類する。そして、各職業グループの特徴を踏まえ、協働グループと代替グループを定義する。

日本版O-NETは、職業に対応した就業者数や賃金に関するデータを取得できない。そこで、三つ目のステップでは、日本版O-NETの職業ベースの結果を、就業者数が取得できる国勢調査や賃

5) 本論文では、独立行政法人労働政策研究・研修機構（JILPT）作成「職業情報データベース 解説系ダウンロードデータ ver4.00」および「職業情報データベース 簡易版数値系ダウンロードデータ ver4.00」（職業情報提供サイト（日本版O-NET）より2023年10月31日にダウンロード）、を使用した。

図表4 本論文の分析の概要



金が取得できる賃金構造基本統計調査の職業ベースに変換する。

## 2. ステップ1：自動化対象率の推計

### 1) 職業情報提供サイト（日本版 O-NET）から各職業のタスクに関するテキスト文を抽出

既述の通り、本論文は Eloundou et al. (2023) の先行研究を参考に、各職業についてタスクベースの自動化対象率を試算した。

自動化対象率の推計に使用したデータは、日本版 O-NET である。日本版 O-NET は「ジョブ」（職業や仕事）、「タスク」（仕事の内容や作業の細分化）、および「スキル」（仕事に必要な技術や技能）などに関する情報を集約し、可視化すること

によって、求職者や企業の採用活動を支援する目的で設計された。さらに、職業ごとの能力、必要な知識、向いている興味や価値観を数値化したデータなど、利用者が自身に適した職業選択を行うための情報を提供している。

例えば、保育士のページを見ると、タスクとして、「基本的な日常生活習慣を子供に教える。」「遊びを通して人との関わり、言語能力、運動能力、知的能力を育てる。」等の情報が記述されている。

以降では、各職業のタスクに関するテキスト文を抽出し、これを基に分析を進めてゆく。

### 2) GPT-4 により各タスクを分類

日本版 O-NET に含まれる全 521 職業のうち、タスクが取得できる 456 職業を抽出した<sup>6</sup>。その

6) タスクが取得できない 65 職業に関しては、「仕事の内容」に関するテキストを活用した。詳細は新田（2023b）の補論 1 を参照されたい。

上で、各職業のタスクごとに、生成AIから影響を受ける度合いを3カテゴリに分類した（分類基準は後述）。

この分類時には、従来の研究でよく行われていた人手による分類ではなく、OpenAIが開発した大規模言語モデルGPT-4を活用した。

一つ目の理由は、客観性を担保するためである。人手による分類には、分類した人物の知識や経験、思い込みなどから生じるバイアスが含まれるリスクがある。それゆえGPT-4などのAIを用いれば、こうしたリスクを一定程度回避できると見込まれる。

二つ目の理由は、GPT-4の性能の高さである。1章で述べた通り、GPT-4は従来よりも多くのタスクで人間と同等以上の結果を収めている。さらに、Fabrizio et al. (2023)によれば、GPT-4より性能が低いGPT-3.5ですら、テキスト分類タスクで人手に頼るクラウドワーカー<sup>7</sup>より精度が高かったという。従って、今回の職業に関するタスクを分類する作業でも、GPT-4は高い精度が期待できる。

三つ目の理由は、効率性の問題である。例えば、

各職業のタスクが平均10個と仮定すると、タスクの合計は456職業×10タスク=4,560タスクに達する。これを1人で分類すると膨大な手間がかかるため、効率化を図った。

分類基準は、Eloundou et al. (2023)の基準(exposure rubric)と同じもの(図表5)を用いた。すなわち、

E0：エクスポージャーなし（大規模言語モデル(LLM)の使用がタスクの効率を向上させず、むしろ品質を低下させる場合)

E1：直接的なエクスポージャー（ChatGPTのような大規模言語モデルを用いてタスクを少なくとも半分の時間で完了できる場合）

E2：LLM + エクスポージャー（大規模言語モデルに加えて、最新情報を提供するシステムや画像生成AIなどの追加ソフトウェアを組み合わせることで、タスクを高品質かつ効率的に完了できる場合）、である。

GPT-4に要求を伝えるプロンプト文には、上記の分類基準の文言に若干追記した上で使用した。具体的には、プロンプト文に「あなたは日本で働いていると仮定してください（実際は英語）」とい

図表5 タスクの分類基準の概要

カテゴリ	カテゴリに判定される条件
E0：エクスポージャーなし	<ul style="list-style-type: none"> <li>LLM（大規模言語モデル）の使用により、同等の品質を維持しながら、活動や作業を完了するのに必要な時間がほとんどまたは全く短縮されない場合</li> <li>LLMの使用によって、アウトプットの質が低下する場合</li> </ul>
E1：直接的なエクスポージャー	<ul style="list-style-type: none"> <li>ChatGPTなどLLMを活用し、タスクを完了するのに必要な時間を少なくとも半分(50%)減少させることができる場合</li> </ul>
E2：LLM + エクスポージャー	<ul style="list-style-type: none"> <li>LLMの単独使用では、タスクを完了するのに必要な時間を少なくとも半分減らすことはできない場合</li> <li>一方、LLMに追加のソフトウェアを開発することで、特定のタスクを少なくとも半分の時間で高品質に完了させることが可能である場合</li> <li>インターネットから最新情報を入手するシステムや画像生成システムへのアクセスも含まれる</li> </ul>

(注) より詳細な基準はEloundou et al. (2023)の“A.1 Exposure” (pp.24-26)を参照。  
(出所) Eloundou et al. (2023)を参考に大和総研作成

7) 不特定の人(クラウド=群衆)に業務を外部委託(アウトソーシング)する「クラウドソーシング」を通じて働く人々を指す。

う一文を加えた。これは、日本の事情を踏まえた回答を期待したためである。さらに出力形式をデータ分析がしやすい形に指定するなどフォーマットに関する指示を加えた。なお、プロンプト文に用いた言語は、基本的には英語であったが、各職業のタスクのみ日本語の原文をそのまま入力した。

### 3) GPT-4 によるタスク分類結果の一例： 専門学校教員の場合

分類結果の一例として、ここでは専門学校教員のタスクを取り上げる。図表6の各タスク内にある「タスクの説明」とは、GPT-4のプロンプトに記述した各タスクの説明文である。「GPT-4による判定」とは、GPT-4から出力されたカテゴリ分類であり、図表5で解説したE0、E1、E2の3種類のいずれかに分類される。「GPT-4による判定理由」は、当該判定を選択した理由の文章<sup>8</sup>である。

例えば、専門学校教員（図表6）のタスク2にあるタスクの説明「教育プログラムや研修スケ

ジュールについて枠組みを準備し、講座の目標を策定する。」に対し、GPT-4は当該タスクが大規模言語モデルで自動化可能だとするE1に分類した。その判定理由としては、「LLMは教育プログラムとトレーニングスケジュールの枠組みの準備、およびコース目標の設定を補助し、タスクの完了にかかる時間を少なくとも半分に短縮できる。」と説明している。

他方、タスク3にあるタスクの説明「実地研修あるいは実習を行い、担当科目の理論、技術、手順、方法を示す。」に関しては、GPT-4は当該タスクが大規模言語モデルで自動化不可能とするE0と分類した。その判定理由として、「このタスクは実践的な訓練や実習の実施、科目の理論や技術、手順、方法の実演を含むものであるため、人間の相互作用を必要とし、LLMによる実行は不可能である。」という文章が出力された。

### 4) 職業ごとの自動化対象率の計算方法

このようなタスクの分類方法を用いて、職業ご

図表6 タスクの分類結果の例（専門学校教員）

<p>■タスク1</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>タスクの説明：講座の内容と指導方法の計画を立てる。</li> <li>GPT-4による判定：E1</li> <li>GPT-4による判定理由：LLMはコースの内容や教授方法の計画を補助し、タスクの完了にかかる時間を少なくとも半分に短縮できる。LLMは、既存の知識に基づいた提案やアイデアを提供できる。</li> </ul>	<p>■タスク2</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>タスクの説明：教育プログラムや研修スケジュールについて枠組みを準備し、講座の目標を策定する。</li> <li>GPT-4による判定：E1</li> <li>GPT-4による判定理由：LLMは教育プログラムとトレーニングスケジュールの枠組みの準備、およびコース目標の設定を補助し、タスクの完了にかかる時間を少なくとも半分に短縮できる。</li> </ul>
<p>■タスク3</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>タスクの説明：実地研修あるいは実習を行い、担当科目の理論、技術、手順、方法を示す。</li> <li>GPT-4による判定：E0</li> <li>GPT-4による判定理由：このタスクは実践的な訓練や実習の実施、科目の理論や技術、手順、方法の実演を含むものであるため、人間の相互作用を必要とし、LLMによる実行は不可能である。</li> </ul>	<p>■タスク4</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>タスクの説明：講義用に書籍、資料、備品や設備を選択し、準備する。</li> <li>GPT-4による判定：E1</li> <li>GPT-4による判定理由：LLMは講義用の書籍、資料、機器、施設の選定と準備を補助し、タスクの完了にかかる時間を少なくとも半分に短縮できる。</li> </ul>

(注1) 判断理由の文章の原文は英語で出力されたが、わかりやすさの観点から日本語に翻訳した（翻訳は大和総研）。

(注2) 専門学校教員のタスクは合計で10個あるが、紙面の都合上、本論文では4個のみ取り上げた。全10タスクの分類結果に関しては新田（2023b）参照。

(出所) 独立行政法人労働政策研究・研修機構（JILPT）職業情報データベース「簡易版数値系ダウンロードデータ ver4.00」、GPT-4（OpenAI）から大和総研作成（分類はEloundou et al.（2023）を参考にした）

8) 判断理由の原文は英語で出力されたが、わかりやすさの観点から大和総研が日本語に翻訳した。

とに自動化対象率を以下の通りに計算した（図表7）。

ステップ1：タスクごとに3回ずつGPT-4によるカテゴリの判定を行う。3回ずつ判定を行った理由は、GPT-4は同一のプロンプトに対し、同一の回答を常に出力しない事情を踏まえ、ステップ2の通り多数決方式を用いようとしたためである。

ステップ2：タスクごとに最も多く判定されたカテゴリを最終結果として採用する。例えば、図表7のタスク10では、1回目の判定はE1、2回目と3回目の判定はE0のため、最終結果は最も多いカテゴリであるE0とする。

ステップ3：カテゴリごとに分類されたタスクの割合を計算する。例えば、図表7のカテゴリE0の割合を計算する際に

は、最終的にE0と分類されたタスクの数は3個、タスク全体の数は10個のため、E0の割合は $3 \div 10 = 30\%$ と計算できる。

このようなプロセスで、職業の自動化対象率を計算した。その上で、Eloundou et al. (2023)と同様に、各職業がどれほど自動化されやすいのかその範囲を示すため、職業全体の①E1（下限）、② $E1 + 0.5 \times E2$ 、③ $E1 + E2$ （上限）を計算した。

本論文のこれ以降の分析では、ベースラインとして② $E1 + 0.5 \times E2$ を自動化対象率として用いた。

### 3. ステップ2：各職業を協働および代替グループに分類

#### 1) 職業の特徴を捉えた合成指標を作成

日本版O-NETでは、職業ごとに仕事の性質

図表7 自動化対象率の計算例

タスク名	1回目の判定	2回目の判定	3回目の判定	最終結果 (最も多いカテゴリ)
タスク1	E1	E1	E1	E1
タスク2	E1	E1	E1	E1
タスク3	E0	E0	E0	E0
タスク4	E1	E1	E1	E1
タスク5	E2	E1	E1	E1
タスク6	E1	E1	E1	E1
タスク7	E1	E1	E1	E1
タスク8	E0	E0	E0	E0
タスク9	E1	E1	E1	E1
タスク10	E1	E0	E0	E0

同じプロンプト文を用いても出力が異なる場合があるため、複数の結果に基づく多数決方式を採用

$$E0の割合 = \frac{\text{判定がE0のタスク個数}}{\text{タスク全体の個数}} = \frac{3}{10} = 30\%$$

$$E1の割合 = \frac{\text{判定がE1のタスク個数}}{\text{タスク全体の個数}} = \frac{7}{10} = 70\%$$

$$E2の割合 = \frac{\text{判定がE2のタスク個数}}{\text{タスク全体の個数}} = \frac{0}{10} = 0\%$$

○自動化対象率は先行研究のベンチマークと同じ算出方法を採用  
 この場合：自動化対象率 =  $E1の割合 \times 1 + E2の割合 \times 0.5$   
 $= 70\% \times 1 + 0\% \times 0.5$   
 $= 70\%$

(注1) 実際には、タスクの実施率による加重平均を用いた。  
 (注2) タスクが取得できない職業に関しては「仕事の内容」に関するテキスト文に関して、GPT-4に「この仕事内容に含まれるタスクのうち何パーセントがE0,E1,E2に分類されるか回答してください。」と3回指示し、平均値を最終結果とした。  
 (出所) 独立行政法人労働政策研究・研修機構（JILPT）職業情報データベース「簡易版数値系ダウンロードデータ ver4.00」から大和総研作成（イラストはいらすとや（<https://www.irasutoya.com/>）による）

や仕事活動（ワークアクティビティ）に関連する項目を設けており、各職業がそれぞれの項目にどの程度該当するのかを数値で表現している<sup>9</sup>。例えば、「情報やデータを分析する」という項目を見ると、マンション管理人の数値は1.951、データサイエンティストの数値は4.111と職業間でかなり異なる。同様に、「厳密さ、正確さ」の項目に関しては、入国審査官の数値は4.6と、音楽教室講師の2.427に比してかなり高い<sup>10</sup>。

これを基に、本論文では、各職業についての詳細な仕事の性質や仕事活動に関わるデータに関連する項目で7つにまとめて、それぞれを（1）非定型認識（分析）、（2）非定型認識（対人関係）、（3）定型認識、（4）定型手仕事、（5）非定型手仕事、（6）生成AI苦手（責任）、（7）生成AI苦手（身体）と分類した。そして、各職業の特徴をこれらの7つで説明する新たな合成指標を作成した（図表8）<sup>11</sup>。

図表8 日本版O-NETから各職業の特徴を示す7系列の合成指標を作成

	合成指標	説明	合成元の指標
先行研究に基づき合成	(1) 非定型認識(分析)	専門的知識と高度な分析能力を要求される複雑な問題解決や創造的なタスク	・情報やデータを分析する ・創造的に考える ・情報の意味を他者に説明する
	(2) 非定型認識(対人関係)	人間の柔軟性と対話能力が必要な、状況適応や人間関係を中心としたタスク	・人間関係を構築し、維持する ・部下への指導、指示、動機づけを行う ・他者をコーチし、能力開発を行う
	(3) 定型認識	明確な手順に従う事務的または定型化されたタスク	・同一作業の反復 ・厳密さ、正確さ ・規則的（ルーチンやスケジュールが決まっている）
	(4) 定型手仕事	事前に定義されたルールや手順に基づき身体的なタスク	・機器等の速度に応じた作業 ・反復作業 ・機械、および機械製造のプロセスをコントロールする
	(5) 非定型手仕事	環境や人間の相互作用に応じて柔軟に対応する必要がある身体的なタスク	・乗り物を運転・操縦する ・モノ、道具、制御装置を扱う手作業
生成AIの特徴を踏まえて本論文独自に合成	(6) 生成AI苦手(責任)	意思決定などを行った上で、仕事の成果の責任を取る、現在の生成AIでは困難なタスク	・結果、成果への責任 ・意思決定と問題解決を行う
	(7) 生成AI苦手(身体)	歩行などの身体的な動作が求められる、現在の生成AIでは困難なタスク	・歩行、走行 ・身を使って身体的な活動を行う ・手と腕を使って物を取り扱い動かす

(注1) 合成指標を作成するには、①合成元の各指標を平均0、標準偏差1となるように標準化、②合成元の各指標を足し合わせて合成指標を作成、③各合成指標を再度平均0、標準偏差1となるように標準化した。自動化対象率も同様の処理を行っている。  
 (注2) 先行研究である小松恭子・麦山亮太（2021）「日本版O-NETの数値情報を使用した応用研究の可能性：タスクのトレンド分析を一例として」、『JILPT Discussion Paper』21-11、独立行政法人労働政策研究・研修機構（JILPT）では、定型認識の合成元の指標として「仕事の構造化」を使用していた。しかし、今回の資料で使用したバージョンでは当該指標は含まれていなかった。そこで、代用として「規則的（ルーチンやスケジュールが決まっている）」を用いた。  
 (出所) 独立行政法人労働政策研究・研修機構（JILPT）職業情報データベース「簡易版数値系ダウンロードデータ ver4.00」から大和総研作成

9) この数値はWebモニターなど在职者の自己申告に基づく。

10) 仕事の性質の数値の範囲はほとんどの場合0.000～5.000、仕事活動（ワークアクティビティ）の数値の範囲は全て1.000～5.000である。

11) 本論文の合成指標は幅広い仕事の特徴について議論ができると思われる。例えば、（2）非定型認識（対人関係）の元となる指標「人間関係を構築し、維持する」は、指標「説得」や「交渉」とかなり高い相関を持っていた（「説得」との相関係数は0.67、「交渉」との相関係数は0.62）。したがって、本論文では説得や交渉をある程度考慮した分析ができていると思われる。また、今回のデータセットには「価値判断」は含まれていない。ただ、価値判断には一定の責任が伴うと仮定すると、（6）生成AI苦手（責任）の元となる指標「結果、成果への責任」は一定の「価値判断」の要素を含んでいると判断できる。

(1) から (5) までの指数は、Acemoglu and Autor (2011)などを基に日本版 O-NET の合成指標を作成した、小松・麦山 (2021) を参考にした。他方、(6) と (7) の指数は、生成 AI の特徴、すなわち仕事の責任が取れず、歩行などの身体的な動作を行えない、ことなどを考慮するために、本論文独自に定義した。

## 2) AI を用いて職業を 8 つにグループ分け

図表 8 の (1) ~ (7) の 7 つの合成指標に、3 章 - 2 で推計した (8) 自動化対象率を加えた計 8 指標に対し、K-means 法によるグループ分けを実行し、8 指標のデータが入手できた 416 職業を 8 グループに分類した。

分類には、K-means 法と呼ばれるグループ分け (クラスタリング) の AI を用いた<sup>12)</sup>。

## 3) 8 つのグループの中から協働および代替グループを推定

ここでは、8 つのグループの特徴を踏まえ、協働および代替グループを推定する。

まず、8 つの職業グループ (職業グループ A ~ H) の自動化対象率および 7 つの合成指標の平均値を算出し、さらにその平均値を他の職業グループと比べて 3 つに分類 (高・中・低) すると図表 9 のように表せる。

結果から推定すると、協働グループに最も適合するのは職業グループ A であろう。これは、自動化対象率が高いため生成 AI の影響を受けやすいのと同時に、身体的動作よりも分析や対人関係といった非定型認識、そして仕事の責任が求められるためである。この職業グループ A には、弁護士や経営コンサルタント、AI エンジニアなどが含まれており、情報分析や人間関係の構築など非定

図表 9 各職業グループの自動化対象率および 7 つの合成指標の平均値

		GPT-4とタスクの 文章より推定		先行研究に基づき合成			生成 AI の特徴を 踏まえて独自に作成		
		自動化 対象率	非定型 認識 (分析)	非定型認 識 (対人 関係)	定型認識	定型 手仕事	非定型 手仕事	生成 AI 苦手 (責任)	生成 AI 苦手 (身体)
協働グループ と定義	職業グループ A	高	高	高	低	低	低	高	低
代替グループ と定義	職業グループ B	低	高	高	高	高	高	高	高
	職業グループ C	高	低	低	高	低	低	低	低
	職業グループ D	中	中	中	低	低	低	低	中
	職業グループ E	高	高	高	高	中	中	高	中
	職業グループ F	低	低	低	中	中	中	低	高
	職業グループ G	低	低	中	中	高	高	中	高
	職業グループ H	低	低	低	低	高	高	低	高

(注) 各セルの数値に対して、わかりやすさの観点から 0.3 より高い場合は「高」、-0.3 以上 0.3 以下の場合は「中」、-0.3 より低い場合は「低」と分類した。

(出所) 独立行政法人労働政策研究・研修機構 (JILPT) 職業情報データベース「簡易版数値系ダウンロードデータ ver4.00」、解説系ダウンロードデータ ver4.00 から大和総研作成

12) パラメータに関しては、重心の初期化手法を改良した K-means++ を用いた。クラスター数は、最適なクラスター数の決定によく参照されるエルボー法やシルエット分析、データの特徴などを総合的に勘案して 8 と設定した。その他のパラメータは、max\_iter (各試行の最大の繰り返し回数): 300、n\_init (異なるランダムな初期値から繰り返し回数): 100、random\_state (出力結果を固定し、再現性を確保するための乱数のシード値): 0、と設定した。

型的なタスクの割合が高く、結果や成果への責任も重い傾向がある（図表 10 上）。

一方で、代替グループに最も当てはまるのは職業グループCだと考えられる。協働グループと同じく自動化対象率が高いので、この職業グループは生成AIの影響を受けやすい。一方で、この職業グループは定型のおよび反復な作業が主であり、かつ仕事の責任は相対的に低いいため、代替グループと分類するのが妥当だと考えられる。職業グループCにはプログラマーや一般事務、パラリーガル（弁護士補助職）、データ入力などが含まれており、どちらかといえば補助的な業務が多い（図表 10 下）。

職業グループAおよびC以外のその他の職業グループには、大工や電車運転士、美容師など身体を動かす職業が多く含まれている。これは、生成AI単独では、人間のような身体的な動作はできないことを反映している。また、小学校教員や電気店店員などは、生成AIの影響を一定程度受け

るものの、協働および代替グループほど仕事の内容は大きく変わらない可能性がある。

#### 4. ステップ3：国勢調査等の統計とマッチング

こうして日本版 O-NET の職業ごとに生成AIと協働および代替関係の職業を推定した。

しかし、日本版 O-NET は就業者数や賃金に関する情報は含まれない。そこで、就業者数が取得できる総務省「国勢調査」や賃金が取得できる厚生労働省「賃金構造基本統計調査」の職業と日本版 O-NET の職業をマッチングした。

マッチング時の大きな問題は、各統計の職業名が対応していない場合があることである。そこで、図表 11 の通り、日本標準職業分類を介して、国勢調査や賃金構造基本統計調査の職業を協働および代替グループに分類した。

日本標準職業分類の職業一つに対し、日本版 O-NET の職業が複数対応する場合がある。この

図表10 協働グループ（上図）、代替グループ（下図）に分類された職業一覧

<p>システムエンジニア（業務用システム）／システムエンジニア（組込み、IoT）／システムエンジニア（Webサイト開発）／ソフトウェア開発（パッケージソフト）／ソフトウェア開発（スマホアプリ）／AIエンジニア／情報工学研究者／ITコンサルタント／プロジェクトマネージャ（IT）／データサイエンティスト／セキュリティエキスパート（オペレーション）／セキュリティエキスパート（情報セキュリティ監査）／デジタルビジネスインベーター／Webマーケティング（ネット広告・販売促進）／Webディレクター・テクニカルライター／コピーライター／商社営業／IR広報担当／広報コンサルタント／商品企画開発（チェーンストア）／マーケティング・リサーチャー／経営コンサルタント／企業法務担当／知的財産コーディネーター／中小企業診断士／企画、調査担当／内部監査人／人事コンサルタント／フィナンシャル・プランナー／ファンドマネージャー／銀行・信用金庫渉外担当／証券アナリスト／証券外務員／保険営業（生命保険、損害保険）／代理店営業（保険会社）／機械設計技術者／電子機器技術者／半導体技術者／高分子化学技術者／医療機器開発技術者／プラント設計技術者／土木設計技術者／土木、建築工学研究者／建築設計技術者／原子力技術者／自動車技術者／CG制作／アートディレクター／グラフィックデザイナー／ファッションデザイナー、広告ディレクター／アナウンサー／雑誌記者／新聞記者／図書編集者／キャリアカウンセラー／キャリアコンサルタント／カウンセラー（医療福祉分野）／福祉ソーシャルワーカー／学習塾教師／会社経営者／人事課長／営業課長／経理課長／弁護士／公認会計士／弁理士／精神科医／スクールカウンセラー／治験コーディネーター／国際協力専門家／起業、創業</p>
<p>プログラマー／システムエンジニア（基盤システム）／ヘルプデスク（IT）／運用、管理（IT）／Webデザイナー／データ入力／CADオペレーター／製版オペレーター、DTPオペレーター／知的財産サーチャー／パラリーガル（弁護士補助職）／秘書／受付事務／経理事務／社会保険労務士／税理士／行政書士／司法書士／通訳者／翻訳者／日本語教師／英会話教師／広報、PR担当／広告デザイナー／一般事務／営業事務／通信販売受付事務／ネット通販の運営／貿易事務／学校事務／総務事務／介護事務／医療事務／調剤薬局事務／診療情報管理士／損害保険事務／銀行等窓口事務／旅行会社カウンター係／タクシー配車オペレーター／コールセンターオペレーター／ディーラー／住宅、不動産営業／国際公務員／国家公務員（行政事務）／地方公務員（行政事務）</p>

（出所）独立行政法人労働政策研究・研修機構（JILPT）職業情報データベース「簡易版数値系ダウンロードデータ ver4.00」、「解説系ダウンロードデータ ver4.00」から大和総研作成



図表11 日本版O-NETの職業と国勢調査等の職業のマッチング方法

1.日本版O-NETの職業ベースの結果

職業名	職業グループ
運用・管理（IT）	代替
ヘルプデスク（IT）	協働
セキュリティエキスパート（オペレーション）	協働

職業名	職業グループ
電気通信技術者	協働
システムエンジニア（基盤システム）	代替

職業名	職業グループ
デジタルビジネスイノベーター	代替
セキュリティエキスパート（脆弱性診断）	代替
セキュリティエキスパート（デジタルフォレンジック）	協働

- A.日本版O-NETと日本標準職業分類の職業対応リストを利用してマッチング
- B.日本標準職業分類と国勢調査の職業対応リストを利用してマッチング
- C.文字列の類似度を計算するアルゴリズムを利用してマッチング

2.日本標準職業分類の職業ベースで集計

職業名	職業グループ
システム運用管理者	協働（協働の数がより多い）
通信ネットワーク技術者	その他（協働と補完の数が同一）
その他の情報処理・通信技術者	代替（代替の数がより多い）

これらのデータセットを分析に使用

3.国勢調査の職業ベースで集計

職業名	職業グループ
その他の情報処理・通信技術者	その他（協働と補完の数が同一）

3.賃金構造基本統計調査の職業ベースで集計

職業名	職業グループ
その他の情報処理・通信技術者	代替（代替の数がより多い）

(注1) 「日本版O-NETと日本標準職業分類の職業対応リスト」には、独立行政法人労働政策研究・研修機構（JILPT）職業情報データベース「解説系ダウンロードデータ ver4.00」を用いた。  
 (注2) 日本標準職業分類と国勢調査の職業対応リストには、総務省統計局「令和2年国勢調査に用いる職業分類」の「日本標準職業分類（平成21年12月設定）との分類項目比較対照表」を利用した。  
 (注3) 文字列の類似度を計算するアルゴリズムには、Levenshtein距離およびJaro-winkler距離を利用した。  
 (注4) 職業分類は全て小分類。  
 (注5) 日本版O-NETの結果はあくまでイメージであり、実際の結果と異なる場合がある。  
 (出所) 大和総研作成

場合は、ある国勢調査の職業に対応する日本版O-NETの職業に関して、

- (1) 協働グループの数が代替グループ数より多い場合：協働グループ
- (2) 代替グループの数が協働グループ数より多い場合：代替グループ
- (3) 協働グループの数と代替グループの数が同数、あるいはすべてその他の職業グループの場合：その他の職業グループ

と分類した。国勢調査の職業一つに対し、日本標準職業分類の職業が複数対応する場合も同様の

対応を行った。

例えば、日本標準職業分類のシステム運用管理者の職業グループを推定する方法を考える。図表11の左上の通り、システム運用管理者に対応する日本版O-NETの職業は、①運用・管理（IT）の職業グループ：代替グループ、②ヘルプデスク（IT）：協働グループ、③セキュリティエキスパート（オペレーション）：協働グループ、である。3職業のうち2職業が協働グループに分類されているため、日本標準職業分類のシステム管理者の職業グループも協働グループと決定する。このよ

うなプロセスで他の職業に関してもグループ分けを実施する。

## 4章 各職業グループの就業者数や年収の特徴

3章では、AIと日本版O-NETの職業データベースを活用し、日本において生成AIと協働・代替関係にある職業グループを特定した。さらに、この結果を就業者数や賃金が取得できる政府統計に接続した。その上で、4章では、生成AIと労働市場の関係について日本ではどのようなことが言えるのか、定量的に明らかにする。

### 1. 協働あるいは代替グループに分類された就業者の割合は共に20%前後

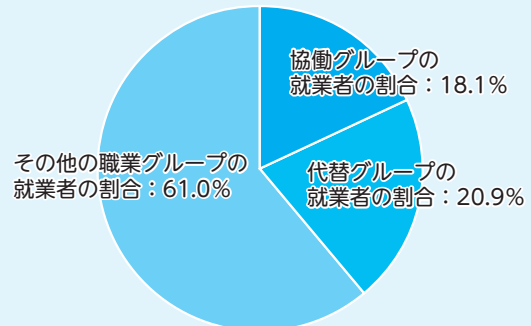
まず、国勢調査ベースで協働あるいは代替グループに分類された就業者の割合（図表12）を求めると、共に20%前後であった。

裏を返せば、約60%の就業者は協働および代替グループのいずれにも分類されなかった。このグループは、生成AIの影響をあまり受けない、

あるいは受けたとしても明確な協働あるいは代替関係を持つまでには至らないと考えられる。

各職業グループを男女別に見ると（図表13）、協働グループの63.6%が男性であった。これは、役員や管理職、さらにIT技術者や弁護士などの一部専門職では男性の割合が高いことを反映している。反対に、代替グループは女性が59.0%を占めていた。この背景には、女性の方が各種事務職やデータ入力などのサポート業務を担う傾向が

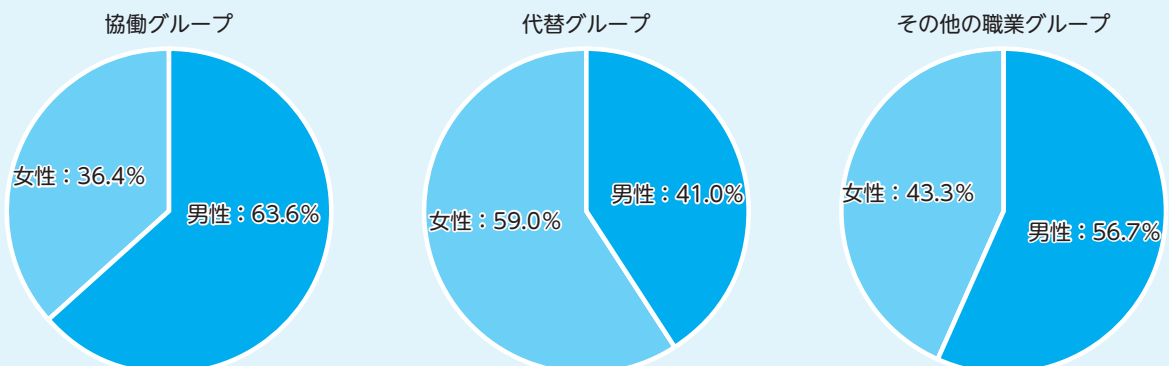
図表12 各職業グループに分類された就業者の割合



(注) 職業（小分類）ベースで集計。データが欠落している職業はその他の職業グループに分類した。

(出所) 総務省「令和2年国勢調査」、独立行政法人労働政策研究・研修機構（JILPT）職業情報データベース「簡易版数値系ダウンロードデータ ver4.00」、「解説系ダウンロードデータ ver4.00」から大和総研作成

図表13 各職業グループに分類された就業者の割合（男女別）



(注) 職業（小分類）ベースで集計。データが欠落している職業はその他の職業グループに分類した。

(出所) 総務省「令和2年国勢調査」、独立行政法人労働政策研究・研修機構（JILPT）職業情報データベース「簡易版数値系ダウンロードデータ ver4.00」、「解説系ダウンロードデータ ver4.00」から大和総研作成

高いという事実がある。

その他の職業グループでは、男性が56.7%と半分をやや上回った。このグループには、警察官、自衛官、消防員、大工など、身体的な活動を要求される職業が含まれており、これらの職種では男性の割合が顕著に高かった。一方で、同じその他の職業グループでも、介護士、保育士、幼稚園教員、飲食店の接客係など、コミュニケーション能力と身体的な動作を必要とする職業では、女性の割合が高い傾向にあった。

## 2. 金融業や情報通信業などに大きな影響

各職業グループについて産業別の特徴を見た結果が図表14である。

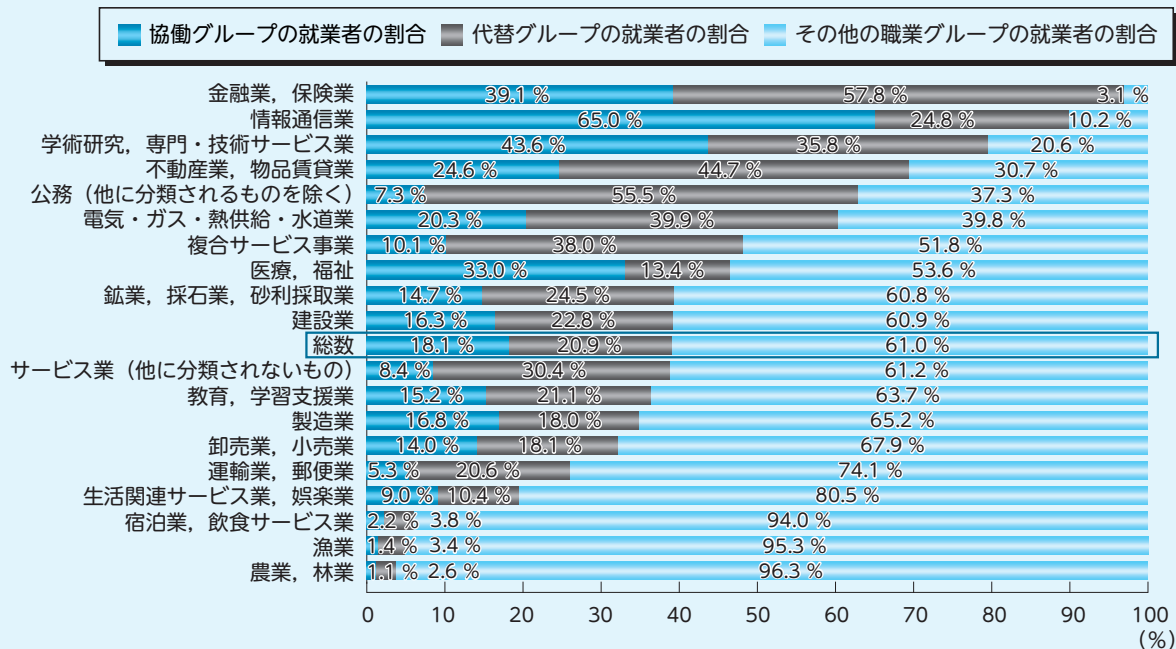
金融業や不動産業などは、協働グループと代替グループ双方の就業者の割合が高い。さらに、後

者の割合が前者のそれを上回っている。公務や複合サービス事業（郵便局および共同組合等）に関しては、代替グループに分類された就業者の割合のみが高い。これらの産業は、管理職や専門職が生成AIによりデータ処理や文書の作成などを効率化する一方、彼ら・彼女らを従来サポートしてきた人々の仕事がかなりの程度自動化される可能性が示唆される。

反対に、情報通信業や学術研究業などは、代替グループに分類された就業者の割合は一定数存在するものの、それ以上にシステムコンサルタントや一部の研究者などを含むために協働グループの人々の割合が多い。

医療や福祉に関しては、手作業など生成AIが行うことができない場面が多いこともあり、生成AIの影響を受ける就業者は50%弱である。人間の判断が重視される場面が多いためか、協働グ

図表14 各職業グループに分類された就業者の割合（産業別）



(注) 職業 (小分類) ベースで集計。データが欠落している職業はその他の職業グループに分類した。  
 (出所) 総務省「令和2年国勢調査」、独立行政法人労働政策研究・研修機構 (JILPT) 職業情報データベース「簡易版数値系ダウンロードデータ ver4.00」、「解説系ダウンロードデータ ver4.00」から大和総研作成

グループに分類された割合は代替グループよりも圧倒的に高い。

製造業や小売業、宿泊業や飲食サービス業、農林水産業などでは、その他の職業グループの割合が高かった。これらの業種では身体的な動作を伴う業務が中心のため、生成AIが仕事に与える影響は限定的だとみられる。

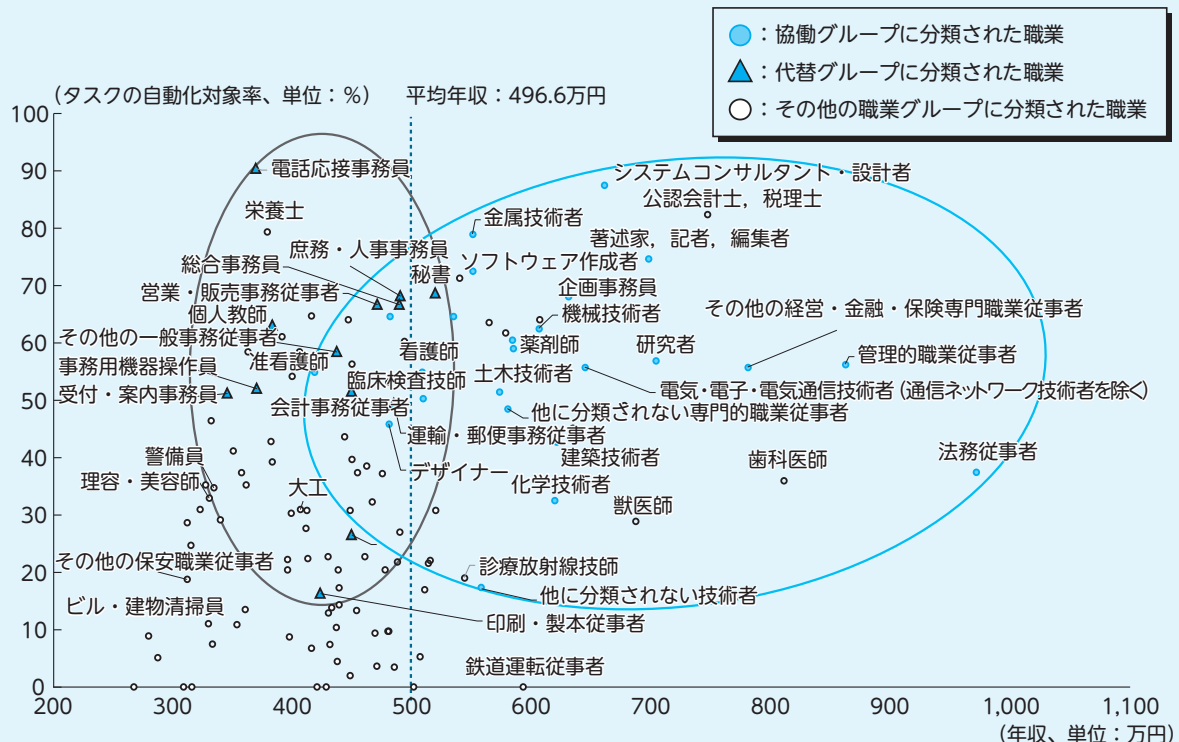
### 3. 協働グループの平均年収は比較的高く、代替グループのそれはやや下回る傾向

次に、協働・代替の各グループに属する職業と年収の関係を確認した。ここでは、職業ごとに横

軸を年収、縦軸をタスクの自動化対象率とした散布図を作成した。その上で、協働グループ、代替グループ、その他の職業グループをそれぞれ異なる色の点で示した（図表15）。

協働グループには管理職や弁護士などの法務従事者、ソフトウェアエンジニアやシステムコンサルタント、機械技術者のような平均より高い年収の専門職が多く分類された。一方、代替グループに分類された総合事務員や電話応接事務員などの職業は、平均年収をやや下回るものが多い。両グループには同じような自動化対象率の職業があるが、次節で見ると、両者は残りの自動化されないタスクの生産性で大きな違いがあるとみられ

図表15 職業グループごとに見た平均年収と自動化対象率の関係（概要）



(注1) 「年収=きまって支給する現金給与額×12+年間賞與其他特別給与額」として計算した。  
 (注2) 医師(年収:1,428.9万円)、航空機操縦士(年収:1,600.4万円)は年収が極めて高かったため、外れ値として分析対象から除外した。  
 (注3) 年収の計算には、企業規模計(10人以上)のデータを使用した。  
 (注4) データが欠落している職業は除外した。  
 (注5) 詳細な結果は補論図表を参照。  
 (出所) 厚生労働省「令和4年賃金構造基本統計調査」、独立行政法人労働政策研究・研修機構(JILPT)職業情報データベース「簡易版数値系ダウンロードデータ ver4.00」、「解説系ダウンロードデータ ver4.00」から大和総研作成

る。

その他の職業グループには、大工や清掃員などのいわゆるブルーカラーの職業が多く含まれた。これらの職業は平均年収を下回ることが多い。他方、割合は低いものの、歯科医師や獣医師、診療放射線技師といった平均年収を上回る職業もこのグループに含まれる。

#### 4. 分析の注意点

本論文の分析にはいくつか留意すべき点がある。

まず、タスクの分類結果は同じプロンプト文でも異なる結果が出力されることがあるため、完全な再現性がない。ただし、これは本論文固有のものではなく、GPT-4を含めた大規模言語モデルを用いた場合に常に発生する問題である。

本論文では、直近の大規模言語モデルの進化を十分に考慮できていない可能性がある。本論文でGPT-4に指示したプロンプト文は、2023年3月に公開されたEloundou et al. (2023)の先行研究に基づいている。しかし、この論文の公表以降、大規模言語モデルは急速に進化を遂げた。具体的には、①より長い文章への対応が可能になった、②最新情報を考慮した回答が可能になった、③画像だけでなく、音声や動画とも組み合わせたマルチモーダルモデルが数多く開発された、ことなどが指摘できる。このように、大規模言語モデルは日進月歩で進化しており、本論文ではこうした進化を十分に取り込めていない可能性がある。今後は、最新の大規模言語モデルの進化を考慮した分析を行うことが重要な課題の一つであると考えられる。さらなる制約の一つはデータセットであった。日本版O-NETの開発およびデータベースの整備は、職業情報の提供などに加え、日本の

労働市場を分析する上でも非常に重要な取り組みだと評価できる。他方、本論文で使用した日本版O-NETに収録されている職業数は521職業と米国のO\*NETの1,016職業の半分程度にとどまる。また、記述されているタスクの数も比較的少なめである。例えば、公認会計士のタスク数は日本版O-NETでは9個であり、30個も示している米国のO\*NETの1/3以下である。加えて、既述の通り、日本版O-NETの一部の職業はタスクが一つも記述されていない。

職業分類に関しては、日本版O-NET、日本標準職業分類、国勢調査、賃金構造基本統計調査間で分類が1対1で対応しておらず、対応関係を示した一覧表もない場合がわずかに存在した。こうしたケースでは、仮定を置き、人手で対応した。

本論文のタスクに基づくアプローチに関しても、いくつかの限界が存在する。第一に、各職業のタスクを分解し、個別に分析するアプローチ自体の限界が挙げられる。職業におけるタスクはしばしば相互に関連しており、単独で実施するという仮定が成立しない場合がある。例えば、あるタスクAが別のタスクBの前提条件となっているケースや、複数のタスクが同時に行われる場合などが該当する。しかし、データの制約上、今回はこの点を議論することができなかった。

## 5章 今後生成AIが各職業グループの雇用や所得に及ぼし得る影響

今後、生成AIは各職業グループの雇用や所得にどのような影響を及ぼすのだろうか。以下では、「1. 協働グループ」、「2. 代替グループ」、「3. 新規職業グループ（生成AIによって新たに誕生す

る職業グループ)」、「4. その他の職業グループ」、ごとに考察する(図表16)。

## 1. 協働グループへの影響

協働グループは、生成AI導入による仕事の生産性の向上を通じて、雇用や所得にプラスの効果が期待できる。すなわち、この職業グループでは生成AIを用いて文章やスライド作成、誤字脱字、文字の色やフォントの修正などの単純作業にかかる時間を大幅に減らしつつ、より多くの時間を顧客との交渉や複雑なデータ分析などの専門知識を活かした作業に投下して、従来よりも高い付加価値を生み出せるようになると期待できる。

ただし、協働グループの中でも、上司のサポートや下働きが中心の労働者などに関しては、生成AIに雇用の一部が代替されるリスクが懸念される。例えば、経営コンサルタントは本論文では協働グループに分類された。しかし、議事録の作成

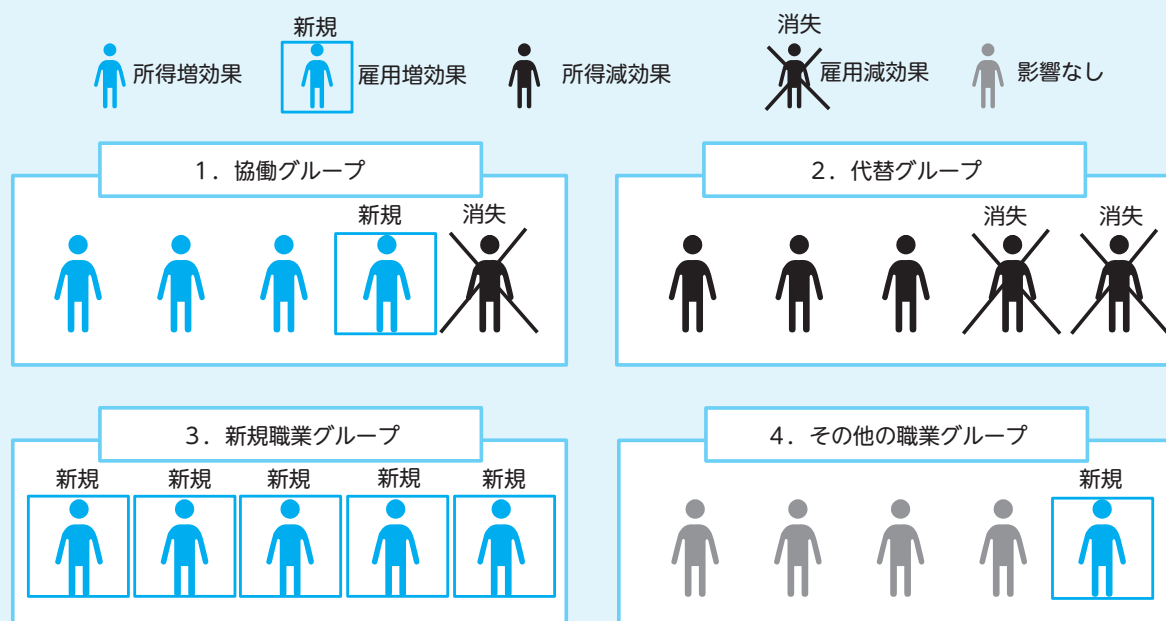
やプレゼンテーション資料の修正など、これまで経験が浅いスタッフが担ってきたタスクの一部は生成AIに代替される可能性がある。

実際、会計監査やコンサルティング等を手掛けるPwC(英国)のケヴィン・エリス代表は、若手スタッフがより早く昇進するためにはオフィスでより長時間勤務すべきという主張の中で、「生成AIは若手スタッフがこれまで訓練し、経験を積んできたタスクを取り除きつつある」と述べた(Bloomberg(2024)、翻訳は筆者)。このように、協働グループでは、経営者・管理職ならびに一定以上の経験やスキルを持つ労働者には、雇用や所得にプラスの影響を与える一方、経験が浅い労働者にはマイナスの影響を及ぼす可能性がある。

## 2. 代替グループへの影響

一方、代替グループでは、生成AIがもたらす自動化が定型的・反復的な仕事を代替する傾向が

図表16 生成AIが各職業グループに与える影響(イメージ図)



(出所) 大和総研作成(イラストはICOON MONO (<https://icoon-mono.com/>)による)

強く、雇用や所得が減少、あるいは伸び悩む公算が大きい。もちろん、生成A Iは時に事実とは異なる回答を生み出すハルシネーションを引き起こす場合があるため、労働者全員を置き換えることは困難である。さらに、生産年齢人口の減少を背景とした労働力不足など日本が置かれている状況を踏まえれば、日本において生成A Iが大量の失業者を生むシナリオは非現実的である。とりわけ、既存の正社員に関しては、企業は基本的に配置転換を行うだろう。他方、新規採用数は減少圧力が強まるとみられる。

特に懸念されるのは、非正規社員への影響である。日本では非正規社員を低賃金で大量に雇用してきたため、デジタル技術の導入が他国より遅れたと指摘する研究（山本（2017））もある。今後、人件費に比べてコストが安い生成A Iの導入が本格化すれば、この職業グループに属する契約社員やアルバイトなどの人々は、賃金の減少や雇い止めに直面するリスクがより高い。

### 3. 新規職業グループへの影響

その名の通り、生成A Iが新たに生み出す職業グループである。具体的には、生成A Iを開発するエンジニアやそれを利活用するリサーチ・サイエンティストに加え、A I戦略を立案するコンサルタント、デジタル倫理とA Iの安全性を管理するマネージャーのほか、プロンプトエンジニア（生成A Iから適切な回答を引き出すための命令文を作成するエンジニア）などが含まれるとみられる。

この職業グループの労働市場はまだ初期段階であり、しばらくは需要と供給のバランスが不安定な状況が続くと予想される。今後、生成A Iの利用が世の中に一層浸透し、適合したスキルを持った労働者の数が増えてゆけば、この職業グループ

の大きな雇用規模や賃金水準が定まってくるだろう。

### 4. その他の職業グループへの影響

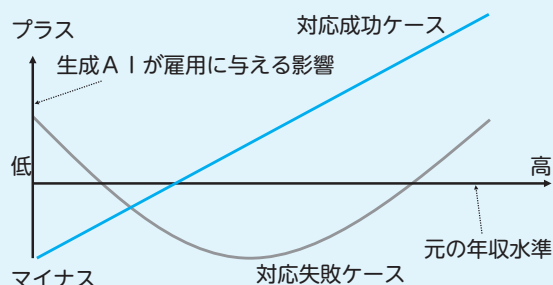
身体的な動作を伴う場面が比較的多いため、生成A Iによる労働市場への影響は限定的であろう。この職業グループは人手不足が深刻な職業が多く含まれているため、生成A Iによってマイナスの影響を受ける労働者がこの職業グループにシフトする可能性がある。

### 5. 雇用の二極化が深刻化？

先述の代替グループが直面するリスクに十分対応できなければ、図表17の対応失敗ケースのように、今後は生成A Iにより中程度の年収の代替グループの労働者の雇用が減る一方、高年収の協働グループおよび低年収のその他の職業グループの雇用が増える可能性がある。さらに、協働グループには男性、代替グループは女性の方がより多い。

Autor（2015）などによれば、米国では1980年以降、中スキルの労働者のシェアが低下した一方、高スキルと低スキルの労働者のシェアが上昇

図表17 生成A Iが雇用に与える影響のイメージ図



（注）このグラフにはプロンプトエンジニアなどが含まれる新規職業グループは含めていない。このグループの労働市場はまだ初期段階であり、しばらくは需要と供給のバランスが不安定な状況が続くと予想されるためである。  
（出所）大和総研作成

したという、いわば雇用の二極化が観察された。経済産業省（2019）の分析を見る限り、日本でも雇用の二極化は確認できるものの、米国と比較すると軽微である。しかし、上記の対応失敗ケースでは、生成AIにより、日本でも雇用の二極化が深刻化する可能性を示唆している。

## 6章 分析結果のまとめと政策インプリケーション

### 1. 分析結果のまとめ

本論文の分析結果をまとめると、協働グループには、管理職に加え、ソフトウェアエンジニアやファンドマネージャー、経営コンサルタント、弁護士などの専門職が分類された。一方で、代替グループには、プログラマーや一般事務、データ入力、パラリーガル（法律事務職員）などが分類された。

日本の全就業者のうち、協働あるいは代替グループに分類された割合は共に20%前後であった。男女別に見ると、協働グループの約60%が男性、代替グループの約60%が女性と対照的な結果であった。さらに各産業の特徴は大きく異なっていた。例えば、金融業や不動産業では、協働グループと代替グループ双方の就業者の割合が高かった上に、代替グループの割合が協働グループを上回った。年収別に見ると、協働グループは平均より高い一方、代替グループは平均をやや下回る傾向が観察できた。

今後、生成AIの利活用が広まるにつれ、協働グループは、生産性向上を通じた雇用や所得増が総じて期待できる。ただし、協働グループであっても就業経験が少ない労働者などに関しては、生成AIに雇用の一部が代替されるリスクが懸念さ

れる。

代替グループに関しては、今後雇用や所得が減少、あるいは伸び悩む公算がより大きい。もちろん、生産年齢人口の減少を背景とした労働力不足など、日本が置かれている状況を踏まえれば、日本で生成AIが大量の失業者を生むシナリオは非現実的である。とりわけ、既存の正社員に関しては、企業は基本的に配置転換を行うだろう。他方、非正規社員に関しては、賃金の減少や雇い止めに直面するリスクがより高いと懸念される。

他には、生成AIが普及してゆくのに伴い、プロンプトエンジニアなど新規職業グループの雇用が拡大するだろう。一方、身体的な動作が求められる職業などでは、生成AIが仕事に与える直接的な影響は限定的であろう。

したがって、主に代替グループやその他の職業グループに対して適切な対応が行われなければ、生成AIは職業間および男女間の雇用・所得格差を拡大させ、中間層の空洞化を招くリスクがある。

### 2. 政策インプリケーション

生成AIの利活用を推進することで、日本において生産性向上や人手不足の緩和が期待できる反面、生成AIの導入により生じうる雇用・所得格差の拡大を防止する（図表17の対応成功ケース）必要がある。生成AIから得られる果実を幅広い人々に行き渡らせるには、以下のように生成AIという新たな技術的文脈で既存の労働関係の政策などをアップデートすることが求められよう。

#### 1) 日本版スキルズ・フューチャーの創設によるリカレント教育の活性化

生成AI技術に適応し、新たなスキルを継続的に獲得していくためには、社会人の学び直し（リ



カレント教育)の仕組みを抜本的に強化する必要がある。

労働経済学の文脈では、企業は他企業でも通用する汎用スキルの訓練に対する投資に消極的になることが示唆される。これは、市場価値が高まった労働者は、より待遇の良い企業に転職する可能性があるためである。

このため、政府の支援は汎用スキルの訓練に重要な役割を果たすだろう。参考になるのがシンガポールの Skills Future である。Skills Future は、25 歳以上の国民に対して政府認定の教育訓練の受講に使える 500 シンガポールドル分のクレジットを提供し、定期的に追加支給される生涯利用可能な制度である。この政策を参考に、「日本版スキルズ・フューチャー」を創設し、全ての社会人に対して、生涯を通じて使える教育訓練バウチャーを提供すべきである。これにより、国民一人ひとりが、生成 AI との協働に必要な最新のスキルを身につけ、労働市場における自らの価値を高め続ける意識が高まるのではないかと。

ただし、教育訓練の対象は、生成 AI に代替されにくいスキルに限定すべきである。例えば、経済産業省は現在「リスキリングを通じたキャリアアップ支援事業」を通じ、最大 56 万円の補助を実施しているが、この補助対象となる事業の中には、単純なプログラミングやデータ分析などを長期間かつ高額で提供する例が見受けられる。本論文で議論した通り、このようなスキルは生成 AI によって代替される可能性が高い。したがって、今後は、複雑な問題解決や意思決定が必要なスキル、人間ならではの社会性やコミュニケーション能力が必要なスキルなど、生成 AI に取って代わりにくいスキルの支援を優先すべきである。

## 2) ジョブ型雇用およびリスキリングの拡大

日本の企業では、長期雇用を前提としたメンバーシップ型雇用が中心であった。このシステムの下では、一般的に数年おきに職種が変わるほか、待遇は課長や主任などの職階でほとんど決まっていた。こうして長い時間を掛けて幅広い職種を経験することで、労働者は企業特長的な技能を習得してきたのである。

しかし、Kawaguchi and Ueno (2013) などが明らかにしたように、こうした長期雇用は減少傾向にあるという。これには様々な背景があるが、その一つに企業を取り巻く環境変化が激しくなり、また技術も高度化する中で、これまでの経験則が活かせず、その企業でしか通用しない特殊な技能を身につける重要性が薄れてきたこと、不確実性に対応するためにより汎用的かつ専門的な知識の重要性が高まってきたことが考えられる。生成 AI の浸透により、事務的な作業は機械に任せられるような時代になると、より高度な専門知識を習得しその活用を促していく、職務内容や責任範囲が明確なジョブ型雇用が一層求められるのではないかと。

その一方で、ジョブ型雇用では求められるスキルの汎用性が高いために労働者が転職しやすく、企業が従業員に投資するインセンティブも薄くなりやすい。

しかし、最近ではジョブ型雇用が一般的な米国において、Amazon、AT&T、Walmart などが従業員のリスキリングに取り組んでいる。例えば、Amazon は 2025 年までに 30 万人の従業員に教育とスキルトレーニングプログラムを提供するため、12 億ドルの投資を約束している。同社の Upskilling 2025 プログラムには、非技術系従業員がソフトウェアエンジニアへ転職する

ための Amazon Technical Academy や、クラウドサポートアソシエイトなどの技術職へのキャリアパスを提供する Amazon Technical Apprenticeship など、多岐にわたる社内教育プログラムが含まれている。

中小企業がリスキリングを実施する上で、社外のリソースを頼る仕組みも米国に存在する。例えば、製造拡張パートナーシップ (Manufacturing Extension Partnership (MEP)) では、地元の教育機関などと提携し、中小企業のニーズに基づいて労働力を育成している。その中で、MEP は特定の組織に合わせたカスタマイズされたリスキリングセッションも提供しており、従業員はチームビルディング、問題解決などを学ぶことができる。

これらの米国の事例は、企業が既存従業員のリスキリングに積極的に投資し、社内人材の育成によって外部からの採用コストを削減しつつ、従業員に高給ポジションへのキャリアアップの機会を提供している好例といえるだろう。ただし、こうした背景には、IT人材が豊富で労働需給がタイトな米国特有の事情もありそうだ。生成AIの登場など環境変化が激しい中で、企業は外部から人材を高コストと長時間をかけて採用するよりも、既存の従業員に投資し、リスキリングを実施するインセンティブが働きやすくなっているのかもしれない。また、従業員側も待遇改善を期待して、新しいスキルの習得に意欲的になりやすいとみられる。

日本企業でジョブ型雇用が拡大した場合、従来は採用できなかったような高度人材も採用できるようになるだろう。なぜなら、ジョブ型雇用では職務内容に応じた報酬設定が可能となり、専門性の高い人材に対して競争力のある年収を提示しやすくなる

ためである。

一方で、日本ではIT人材が不足しているため、非IT人材に対して米国以上に充実したリスキリングが求められよう。政府はジョブ型雇用の導入や従業員のリスキリングを支援する助成金制度の創設、優良事例の共有、教育機関における実践的な職業教育の拡充、公的機関におけるジョブ型雇用の率先導入などの取り組みを通じて、企業と個人の双方にジョブ型雇用への移行や米国以上に充実したリスキリングを促していく必要があるだろう。

### 3) 労働者保護 (セーフティネット) の拡大

生成AIの進展に伴う雇用環境の変化に対応し、格差拡大を阻止するためには、リスキリングに加えて、労働者の保護の強化も検討すべきだろう。最低賃金の引き上げや失業手当の拡充など、セーフティネットの拡充は喫緊の課題である。

特に、雇用調整の影響を受けやすい非正規社員や近年増えつつあるギグワーカーなどに対する最低賃金や社会保険の適用拡大を進めるべきだろう。こうした施策により、生成AIによる雇用の代替が進んでも、労働者が一定の生活水準を維持できる環境を整備することが可能となるだろう。

このような取り組みは、本論文における代替グループとその他の職業グループで働く一部労働者の待遇を底上げすると期待できる。

### 4) デジタル社会の加速による生産性向上・雇用創出

人材の再教育やセーフティネットに加えて、生成AIの導入による雇用代替のダメージを和らげるために、政府もデジタル社会を加速させることで、生産性向上による所得増加や新たな雇用創出を推進すべきであろう。

2021年6月に、政府はデジタル化政策<sup>13</sup>の羅針盤となる「デジタル社会の実現に向けた重点計画」を策定した。生成AIを含むデジタル社会において生産性を向上（所得を増加）させるには、政府はこうした施策、例えば、デジタルインフラ整備、企業への情報提供・技術支援、優良事例の共有、AIリテラシー教育の拡充等により、企業と労働者が生成AIを含むデジタル技術を効果的に活用できる環境を整備・加速すべきである。

生産性向上への支援と並行して、新たな産業の育成も雇用の拡大にとって重要になろう。例えば、メタバースやグリーンエネルギー、ドローンなどのモビリティ産業、といった新興分野の育成を検討すべきだ。

## 5) AIと労働者間における税率バランスの見直し

さらに、格差拡大や中間層の空洞化リスクが無視できない場合は、労働と資本（生成AI）の間の税率の差を見直して、労働者が生成AIに代替されにくくすることも検討に値する。

例えば、Acemoglu et al. (2023) は、米国において労働より資本が税制上有利であることを示したAcemoglu et al. (2020)などを踏まえ、労働者の採用やトレーニングと、設備やソフトウェアの導入にかかる税率を均等にすべきと主張している。

ただし、こうした対応は、生成AIがもたらす生産性向上を失わせたり、国際競争力を低下させたりする副作用も起こり得る。このため、経済成長と格差の両面を考慮しながら、他国と協調しつつ、最適な税率のバランスを模索することが求められる。

## 6) EBP Mに基づく機動的な政策対応

今後、生成AIが雇用や所得に与える影響について効果的な政策立案を行うためには、EBPM（証拠に基づく政策立案）の視点から、継続的なデータ収集と実証分析を行い、生成AIが雇用や所得に与える影響を適切に把握することが不可欠である。

生成AIに関しては、現段階では十分なデータの蓄積が進んでいないため、本論文のようにAIに基づく将来予測を行うアプローチには一定の意義がある。しかし、将来的には労働市場全体への影響が本格化するにつれ、より詳細かつ大規模なデータが集積されていくことが期待される。

当面は、米国をはじめとした生成AIの利活用で先行する国・地域の動向に関する情報やデータを継続的に収集してモニターするなど、知見を蓄積していくことが重要である。将来的には大規模データを活用することで、労働市場への影響や政策効果に関するより厳密な分析が可能となり、セーフティネットの強化など、迅速かつ確かな政策対応につなげていくことができるだろう。このようなEBPMの取り組みを通じて、生成AIがもたらす構造変化の実相を正確に把握し、機動的な労働者の支援策や労働市場の制度設計につなげていくことが肝要である。

## 3. おわりに

生成AIは、私たちの仕事の在り方を大きく変える可能性がある。生成AIが得意とする定型作業や情報処理は自動化が進むかもしれない。一方、我々人間には、対人コミュニケーション能力や共感性、高度な分析能力、責任を伴う価値判断など人間ならではの能力が一層求められるようになる

13) 溝端 (2023a)、溝端 (2023b) では日本政府のデジタル化政策を俯瞰している。

う。

本論文の分析結果は、生成AIが日本の労働市場に大きな変革をもたらす可能性を示唆している。生成AIは一部の職業グループと協働関係を築く一方で、別の職業グループとは代替関係になるリスクがあることが明らかになった。

生成AIの利活用を推進しつつ、そこから得られる果実を幅広い人々に行き渡らせるためには、生成AIという新たな技術的文脈で既存の労働市場をアップデートする必要があるだろう。

生成AIがもたらす労働市場の変化は、脅威であると同時に大きなチャンスでもある。新たな技術の進歩に合わせて労働市場を柔軟に変えてゆけば、日本は生成AIの活用と包括的な経済成長の双方の実現に近づくのではなかろうか。

補論図表 職業グループごとに見た平均年収と自動化対象率の関係（詳細）

職業グループ	職業名	自動化対象率(%)	年収(万円)
協働グループ	医師	44.5	1428.9
	法務従事者	37.5	971.4
	管理的職業従事者	56.3	862.7
	その他の経営・金融・保険専門職業従事者	55.9	780.9
	研究者	57.0	703.9
	著述家, 記者, 編集者	74.7	697.6
	システムコンサルタント・設計者	87.6	660.4
	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）	55.8	644.5
	企画事務員	68.2	630.3
	建築技術者	42.8	620.4
	化学技術者	32.5	619.2
	機械技術者	62.6	606.2
	薬剤師	60.6	583.4
	他に分類されない専門的職業従事者	48.6	579.8
	その他の営業職業従事者	61.8	578.3
	土木技術者	51.5	573.2
	販売類似職業従事者	63.6	564.4
	他に分類されない技術者	17.4	557.5
	ソフトウェア作成者	72.7	550.2
	その他の情報処理・通信技術者	64.8	534.6
	臨床検査技師	50.4	508.9
	看護師	54.9	508.1
	デザイナー	45.9	480.6
	生産関連事務従事者	53.1	480.3
美術家, 写真家, 映像撮影者	32.3	466.7	
その他の保健医療従事者	43.7	443.3	
准看護師	54.9	418.2	

職業グループ	職業名	自動化対象率(%)	年収(万円)
その他の職業グループ	航空機操縦士	0.0	1600.4
	歯科医師	36.0	810.41
	公認会計士, 税理士	82.4	746.64
	獣医師	28.9	686.62
	高等学校教員	49.1	677.5

職業グループ	職業名	自動化対象率(%)	年収(万円)
その他の職業グループ	発電員, 変電員	45.1	634.62
	金融営業職業従事者	64.1	607.09
	鉄道運転従事者	0.0	593.14
	助産師	59.1	584.21
	金属技術者	79.1	550.33
	診療放射線技師	19.1	543.74
	自動車営業職業従事者	71.3	540.08
	車掌	30.7	519.59
	はん用・生産用・業務用機械器具・電気機械器具整備・修理従事者	22.1	515.19
	クレーン・ウインチ運転従事者	21.5	513.32
	化学製品製造従事者	16.9	510.37
	電気工事従事者	5.3	506.79
	自動車組立従事者	0.0	501.28
	音楽家, 舞台芸術家	27.0	489.62
	測量技術者	21.9	487.19
	配管従事者	3.4	485.28
	保健師	64.7	481.28
	はん用・生産用・業務用機械器具組立従事者	9.6	480.59
	鋳物製造・鍛造従事者	9.6	479.98
	営業用大型貨物自動車運転者	20.3	477.37
	金属工作機械作業従事者	37.1	474.98
	鉄工, 製缶従事者	3.6	470.26
	自動車整備・修理従事者	9.4	469.26
	画工, 塗装・看板制作従事者	38.5	461.78
	その他の建設従事者	22.7	460.65
	外勤事務従事者	37.3	454.44
	他に分類されない輸送従事者	13.3	453.75
	金属彫刻・表面処理従事者	39.7	449.87
	航空機客室乗務員	56.3	449.69
	機械検査従事者	30.8	448.1
	金属溶接・溶断従事者	1.9	448.01
	保険営業職業従事者	64.1	446.95
	その他の製品製造・加工処理従事者(金属製品)	17.3	439.33

職業グループ	職業名	自動化対象率(%)	年収(万円)
その他の職業グループ	建設・さく井機械運転従事者	14.3	439.13
	営業用貨物自動車運転者(大型車を除く)	20.3	437.94
	窯業・土石製品製造従事者	4.4	437.72
	その他の機械組立従事者	10.4	436.63
	その他の定置・建設機械運転従事者	13.8	432.91
	建設躯体工事従事者	7.3	430.98
	歯科技工士	13.0	429.87
	ゴム・プラスチック製品製造従事者	22.7	429.69
	金属プレス従事者	0.0	428.15
	板金従事者	0.0	420.29
	木・紙製品製造従事者	6.7	415.9
	その他の社会福祉専門職業従事者	64.6	415.65
	電気機械器具組立従事者	22.3	412.73
	製品検査従事者(金属製品)	30.8	412.05
	その他の自動車運転従事者	27.7	410.9
	大工	30.9	406.66
	介護支援専門員(ケアマネージャー)	58.5	405.79
	幼稚園教員, 保育教諭	54.2	399.47
	バス運転者	30.3	398.71
	その他の製品製造・加工処理従事者(金属製品を除く)	8.8	397.77
	製品検査従事者(金属製品を除く)	22.3	396.02
	自家用貨物自動車運転者	20.3	395.93
	保育士	61.1	391.37
	歯科衛生士	39.3	382.47
	その他のサービス職業従事者	42.7	381.89
	栄養士	79.4	379.07
	介護職員(医療・福祉施設等)	58.5	362.93
	タクシー運転者	35.2	361.33
	農林漁業従事者	13.5	360.67
	販売店員	37.4	357.71
	訪問介護従事者	10.8	353.19
	娯楽場等接客員	41.2	350.67
飲食物調理従事者	29.1	339.52	

職業グループ	職業名	自動化対象率(%)	年収(万円)
その他の職業グループ	警備員	34.7	334.27
	他に分類されない運搬・清掃・包装等従事者	7.5	333.12
	居住施設・ビル等管理人	46.4	331.6
	理容・美容師	32.9	330.14
	飲食物給仕従事者	11.0	329.97
	乗用自動車運転者（タクシー運転者を除く）	35.2	327.64
	美容サービス・浴場従事者（美容師を除く）	30.9	322.8
	包装従事者	0.0	315.8
	身の回り世話従事者	24.7	314.76
	その他の保健医療サービス職業従事者	28.6	312.01
	その他の保安職業従事者	18.8	311.68
	看護助手	0.0	308.96
	紡織・衣服・繊維製品製造従事者	5.0	287.38
	ビル・建物清掃員	8.9	279.53
	クリーニング職、洗張職	0.0	267.06

職業グループ	職業名	自動化対象率(%)	年収(万円)
代替グループ	秘書	68.6	520.0
	その他の教員	60.3	493.9
	庶務・人事事務員	68.1	490.7
	総合事務員	66.6	490.0
	運輸・郵便事務従事者	49.3	484.8
	営業・販売事務従事者	66.7	471.4
	会計事務従事者	51.5	450.0
	製図その他生産関連・生産類似作業従事者	26.5	449.6
	その他の一般事務従事者	58.4	437.4
	印刷・製本従事者	16.2	423.5
	個人教師	63.1	383.8
	事務用機器操作員	52.1	370.7
	電話応接事務員	90.3	369.6
	受付・案内事務員	51.2	346.1

(注1) 「年収=きまって支給する現金給与額×12+年間賞与其他特別給与額」として計算した。

(注2) 年収の計算には、企業規模計（10人以上）のデータを使用した。

(注3) データが欠落している職業は除外した。

(出所) 厚生労働省「令和4年賃金構造基本統計調査」、独立行政法人労働政策研究・研修機構（JILPT）職業情報データベース「簡易版数値系ダウンロードデータ ver4.00」、「解説系ダウンロードデータ ver4.00」から大和総研作成



## 【参考文献】

- Acemoglu, D., A. Manera, and P. Restrepo (2020), “Does the US Tax Code Favor Automation? NBER Working Paper no. 27052.
- Acemoglu, D., and D. Autor. (2011), “Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings, Handbook of Labor Economics, Volume 4, pp.1043-1171.
- Acemoglu, D., D. Autor and S. Johnson (2023), “Can We Have Pro-Worker AI? Choosing a path of machines in service of minds MIT Shaping the Future of Work policy memo, Massachusetts Institute of Technology <https://shapingwork.mit.edu/wp-content/uploads/2023/09/Pro-Worker-AI-Policy-Memo.pdf>
- Acemoglu, D. and P. Restrepo (2018), “The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment,” *American Economic Review* 108 (6) : 1488-1542.
- Acemoglu, D. and S. Johnson (2023), “Power and Progress: Our Thousand-Year Struggle Over Technology and Prosperity, PublicAffairs.
- Autor, D. H. (2015), Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation, *Journal of Economic Perspectives*, 29 (3) , 3-30.
- Autor, D., David, A. M., and Elisabeth B. R. (2023), “The Work of the Future: Building Better Jobs in an Age of Intelligent Machines, The MIT Press. (デヴィッド・オーター、デヴィッド・A・ミンデル、エリザベス・B・レイノルズ (2023) 『The Work of the Future: AI時代の「よい仕事」を創る』、月谷真紀訳、慶應義塾大学出版会)
- Bloomberg (2024), “Young Staff Need to Be in the Office Because of AI, Says PwC’s UK Boss, <https://www.bloomberg.com/news/articles/2024-01-15/AI-means-young-staff-should-work-in-the-office-says-pwc-uk-boss-kevin-ellis?leadSource=verify%20wall>
- Brynjolfsson, E., D. Li, and L. R. Raymond (2023), Generative AI at Work, NBER Working Paper No. 31161
- Cazzaniga, M., F. Jaumotte, L. Li, G. Melina, A. J. Panton, C. Pizzinelli, E. Rockall, and M. M. Tavares (2024), Gen-AI: Artificial Intelligence and the Future of Work, IMF Staff Discussion Note SDN2024/001, International Monetary Fund, Washington, DC.
- Eloundou, T., S. Manning, P. Mishkin, and D. Rock (2023), “GPTs are GPTs: An Early Look at the Labor Market Impact Potential of Large Language Models, Papers 2303.10130, arXiv.org, revised Aug 2023. <https://arxiv.org/abs/2303.10130>
- Fabrizio, G., M. Alizadeh, and M. Kubli (2023), “ChatGPT Outperforms Crowd-Workers for Text-Annotation Tasks,” Papers 2303.15056, arXiv.org, revised Jul 2023. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.15056>
- Frey, C. B. (2019), “The Technology Trap: Capital, Labor, and Power in the Age of Automation, Princeton University Press. (カール・B・フレイ (2020) 『テクノロジーの世界経済史ービル・ゲイツのパラドックス』、村井章子、大野一訳、日経BP)
- Gmyrek, P., J. Berg, and D. Bescond (2023), Generative AI and Jobs: A Global Analysis of Potential Effects on Job Quantity and Quality, ILO Working Paper 96, International Labour Organization, Geneva. <https://doi.org/10.54394/FHEM8239>, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=4584219> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4584219>
- Hui, X., R. Oren and Z. Luofeng (2023), “The Short-Term Effects of Generative Artificial Intelligence on Employment: Evidence from an Online Labor Market, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=4527336> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4527336>.
- Kawaguchi, D. and Y. Ueno (2013), Declining long-term employment in Japan, *Journal of the Japanese and International Economies*, Volume 28, pp.19-36.
- Noy, S. and W. Zhang (2023), “Experimental Evidence on the Productivity Effects of Generative Artificial Intelligence, *Science*, Vol.381, Issue 6654, pp.187-192 <https://www.science.org/doi/10.1126/science.adh2586>

- ・ OECD (2023), OECD Employment Outlook 2023: Artificial Intelligence and the Labour Market, OECD Publishing, Paris.
- ・ OpenAI (2023), “GPT-4 Technical Report, Papers 2303.08774, arXiv.org, revised Mar 2023. <https://arxiv.org/abs/2303.08774>
- ・ 経済産業省 (2019) 「第四次産業革命に向けた産業構造の変化と方向性に関する基礎資料」 ([https://www.meti.go.jp/shingikAI/sankoshin/2050\\_keizAI/pdf/006\\_05\\_00.pdf](https://www.meti.go.jp/shingikAI/sankoshin/2050_keizAI/pdf/006_05_00.pdf))
- ・ 小松恭子、麦山亮太 (2021) 「日本版 O-NET の数値情報を使用した応用研究の可能性：タスクのトレンド分析を一例として」、『JLPT Discussion Paper』 21-11、独立行政法人労働政策研究・研修機構 (JILPT)
- ・ 新田堯之 (2023a) 「生成 AI が日本の労働市場に与える影響①－労働市場に与えるメカニズムの整理と米国の研究や事例からの示唆－」、大和総研レポート (2023 年 12 月 8 日) ([https://www.dir.co.jp/report/research/economics/japan/20231208\\_024132.html](https://www.dir.co.jp/report/research/economics/japan/20231208_024132.html))
- ・ 新田堯之 (2023b) 「生成 AI が日本の労働市場に与える影響②－就業者の約 80% が生成 AI の影響を受ける可能性－」、大和総研レポート (2023 年 12 月 11 日) ([https://www.dir.co.jp/report/research/economics/japan/20231211\\_024139.html](https://www.dir.co.jp/report/research/economics/japan/20231211_024139.html))
- ・ 新田堯之 (2024) 「生成 AI が日本の労働市場に与える影響③－生成 AI と協働あるいは代替関係にある就業者割合は共に 20% 前後－」、大和総研レポート (2024 年 2 月 6 日) ([https://www.dir.co.jp/report/research/economics/japan/20240206\\_024243.html](https://www.dir.co.jp/report/research/economics/japan/20240206_024243.html))
- ・ 野村総合研究所 (2015) 「日本の労働人口の 49% が人工知能やロボット等で代替可能に ～ 601 種の職業ごとに、コンピューター技術による代替確率を試算～」 ([https://www.nri.com/-/media/Corporate/jp/Files/PDF/news/newsrelease/cc/2015/151202\\_1.pdf](https://www.nri.com/-/media/Corporate/jp/Files/PDF/news/newsrelease/cc/2015/151202_1.pdf))
- ・ 溝端幹雄 (2023a) 「デジタル化政策を俯瞰する (1) : 「デジタル社会の実現に向けた重点計画」の考え方などの大枠」、大和総研レポート (2023 年 11 月 30 日) ([https://www.dir.co.jp/report/research/economics/japan/20231130\\_024117.html](https://www.dir.co.jp/report/research/economics/japan/20231130_024117.html))
- ・ 溝端幹雄 (2023b) 「デジタル化政策を俯瞰する (2) : 安全・安心の確保、データ連携で官民負担軽減・付加価値創出が狙い」、大和総研レポート (2023 年 12 月 7 日) ([https://www.dir.co.jp/report/research/economics/japan/20231207\\_024131.html](https://www.dir.co.jp/report/research/economics/japan/20231207_024131.html))
- ・ 山本勲 (2017) 『労働経済学で考える人工知能と雇用』、三菱経済研究所

[著者]

新田 堯之 (にった たかゆき)



経済調査部  
主任研究員  
担当は、データサイエンス、  
内外経済