

1980～2020 年の日本の労働市場におけるタスク分布の変化

——産業構造の変化と ICT 導入の影響

小松 恭子

(労働政策研究・研修機構副主任研究員)

麦山 亮太

(学習院大学教授)

本研究は、1980～2020 年の日本の労働市場におけるタスク分布の変化を明らかにするとともに、その変化が産業構造の変化や ICT 導入とどのように関連しているのかを検証する。「職業情報提供サイト (job tag)」の数値情報を『国勢調査』の職業へとマッチングし、非定型分析、非定型相互、定型認識、定型手仕事、非定型手仕事の 5 つのタスク指標を作成して、これらのタスク分布の変化とその要因を分析した。分析の結果、第一に、非定型分析および非定型相互タスクは増加し、非定型手仕事タスクもわずかに増加する一方、定型手仕事タスクは大きく減少していた。しかし、同じ定型タスクであっても、定型認識タスクはむしろ増加していた。第二に、1980 年から 2000 年にかけてのタスク分布の変化には、農林漁業のシェアの縮小が最も大きく寄与していた。一方で、2000 年以降については、医療・福祉業の増加がとくに非定型手仕事タスクの増加に寄与していた。第三に、JIP データベースを用いた産業レベルの分析からは、ICT 資本よりも非 ICT 資本の導入の方が非定型分析・非定型相互タスクの増加と強く関連しており、ICT 導入が定型タスクを代替しているとは必ずしもいえなかった。以上の結果は、非定型分析・非定型相互といった高度な頭脳的タスクの増加と定型手仕事タスクの減少という点では、定型偏向的技術進歩 (Routine-Biased Technological Change) 理論の予測と整合的である。一方で、定型認識タスクの増加や ICT 導入による定型タスクの代替効果が確認されない点は、同理論を日本の労働市場に単純に適用することの限界を示唆している。

【キーワード】 研究開発・技術革新、労働市場、職業一般

目 次

- I はじめに
- II データと分析方法
- III 分析結果
- IV 結 論

I はじめに

技術革新に伴い、賃金格差や雇用構造がいかに

変化するのは、労働市場の実態を明らかにするうえで重要な課題である。現在、こうした動向を説明する主要な理論が定型偏向的技術進歩 (Routine-Biased Technological Change, 以下 RBTC) 理論 (Autor, Levy and Murnane 2003; Acemoglu and Autor 2011) である。RBTC 理論は、IT 化をはじめとする技術革新が雇用に与える影響がタスクの特徴によって異なると説く。具体的には、技術革新は定型タスクを代替する一方で、非定型タ

スクを補完する結果、定型タスクに従事する労働者は減少し、非定型タスクに従事する労働者は増加すると予測する。実際、米国、英国、ドイツ、スウェーデンなどの欧米先進諸国では、ICTの導入に伴って定型手仕事・定型認識タスク（例：生産工程作業や事務作業）が減少する一方で、高度なスキルを必要とする非定型分析・非定型相互タスク（例：分析業務、マネジメント業務）やそれほど高度なスキルが要求されない非定型手仕事タスク（例：サービス・ケア業務）が増加している。このような労働者のタスクの二極化は、賃金格差の拡大にも寄与していると論じられている（Autor, Levy and Murnane 2003；Spitz-Oener 2006；Goos and Manning 2007；Goos, Manning and Salomons 2009；Acemoglu and Autor 2011；Autor and Dorn 2013；Adermon and Gustavsson 2015）。

しかしながら、技術革新に伴うタスクの二極化がどの国でも一様に進行するとは限らない。たとえば、技術革新以外にも、労働需要に影響する要因がタスクの二極化傾向を促進あるいは抑制する可能性がある。ケア需要の増加はその一つであり、米国では1983年から2007年にかけて介護労働が職業構造の上位層（ケア専門職）および下位層（ケアサービス職）で増加し、二極化を加速している（Dwyer 2013）。グローバル化に伴う生産拠点の海外移転や業務の外部委託（オフショアリング）も、定型業務の代替を促す（Grossman and Rossi-Hansberg 2008；Goos, Manning and Salomons 2014）。あるいは、技術革新開始時点の産業構造によって、タスクの二極化の進み方が異なってくる可能性もある。1998年から2015年までの旧EU14カ国および中東欧10カ国におけるタスク分布の変化を分析したHardy, Keister and Lewandowski (2018)は、事務職に代表される定型認識タスクが西欧諸国では減少している一方で、南欧・中東欧では増加していることを示している。また、こうした違いには、1998年時点の産業構造、とくに農業シェアの差異が関係していると論じている。さらに、2010年代前半において、アングロサクソン諸国や北欧・西欧諸国（例：米国、英国、スウェーデン、ドイツ）では非定型タスクへの移行が進んでおり、定型タスクの集約度は低い傾向

があるのに対し、南欧・東欧およびアジア諸国（例：スペイン、ポーランド、日本）では依然として定型タスクの集約度が高いことが示されている（De La Rica and Gortázar 2016）。タスクの二極化傾向が欧米先進諸国以外でも同様に観察されるかは経験的な検証が必要といえる。

日本においてもタスクの二極化傾向を検証した貴重な研究が池永（2009）およびIkenaga and Kambayashi (2016)である。これらの研究は、タスクの二極化が日本においても生じていること、加えてICTの導入が非定型タスクの増加と定型タスクの減少を促したと論じている。他方で、欧米先進諸国とは異なる傾向も示されている。たとえば、事務職に代表される定型認識タスクが米国では1980年代以降に減少しているのに対し、日本ではむしろ増加していること、さらにサービス職に代表される非定型手仕事タスクが米国で減少しているのに対し、日本では増加傾向にある（池永 2009）。さらに、池永（2009）のタスク指標を精緻化し、1960年から2005年までのトレンドを分析したIkenaga and Kambayashi (2016)は、日本のタスクの二極化傾向がICT資本の導入以前から存在していることを示すとともに、その変化はICTの影響以上に自営業・農業セクターから雇用者・非農業セクターへのシフトという産業構造の変化による部分が大きい可能性を示唆している。すなわち、日本のタスク分布の変化は、欧米先進諸国とはトレンドや変化の要因が異なる可能性がある。

ただし、これらの研究には、使用されているタスク指標がRBTC理論に関する主要な米国の先行研究（Autor, Levy and Murnane 2003；Acemoglu and Autor 2011）と一致していないという限界がある。それゆえ、日本におけるタスクの二極化傾向およびこれに対する産業構造の変化やICT導入の影響は、日本独自の構造的要因によるものなのか、そうではなくタスク指標の違いによるものなのかが明確ではない。

そこで本研究は、先行研究（Acemoglu and Autor 2011）と同一のタスク指標を用いて、1980年から2020年にかけての日本の労働市場におけるタスク分布の変化を明らかにするとともに、産業構

造の変化と ICT の導入が、こうしたタスク分布の変化にどのように寄与したのかを検証する。本研究の先行研究に対する貢献は以下の3点である。第一に、先行研究におけるタスク指標の限界を克服するため、米国の O*NET に基づいて作成された「職業情報提供サイト (job tag)」(以下、job tag)¹⁾ のデータベースを使用し、米国の先行研究 (Acemoglu and Autor 2011) に準じたタスクを測定する。第二に、2005 年までに限られていた日本の先行研究 (池永 2009; Ikenaga and Kambayashi 2016) の分析期間を、2000 年代以降の重要な変化であるケア需要の増加を踏まえて 2020 年まで拡張し、より近年までのタスク分布のトレンドを明らかにする。第三に、タスク分布の変化に対して産業構造の変化がどの程度寄与したのか、さらに ICT 導入がタスク分布に与える影響を検証する。

II データと分析方法

1 データの概要

本研究では、以下の手順で分析用データを構築した。まず、1980～2020 年の『国勢調査』(総務省統計局)のミクロデータ(抽出詳細結果)をもとに、職業および産業別の就業者数を集計した²⁾。

次に、job tag (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 ver. 5.00) 掲載の職業別数値情報(労働政策研究・研修機構 2024a)を、上記の分析用データに割り当てた。具体的な手順は以下のとおりである。第一に、job tag 掲載職業を 2020 年『国勢調査』に用いる職業分類(以下、国勢調査職業分類)へとマッチングさせ、各職業に対して job tag の数値指標を割り当てる。第二に、割り当てた数値指標を、1980～2020 年の『国勢調査』の統合職業分類に対応させる形で再集計する。国勢調査職業分類は 1980 年から 2005 年にかけて分類が細分化・改定されている。また、2005 年と 2010 年の間では日本標準職業分類が改定されたことにともない大きく分類が変更されている。そこで、この期間を横断してトレンドを分析するために、両者を統合する職業分類(統合職業分類)を作成した。本統合職業分類は計 163 の職

業(「分類不能の職業」を除く)からなる。特徴として、生産工程職業が 2010 年以後の分類に合わせてより大括りとなっており、事務職業やサービス職業が 2005 年以前の分類に合わせてより大括りとなっている。統合職業分類が 2020 年国勢調査職業分類と比べて粗い場合には、2020 年の就業者数をもとに加重平均値を計算して数値指標を割り当てた。より詳しい手順については小松・麦山(2025)を参照のこと。

最後に、「JIP データベース」(<https://www.rieti.go.jp/jp/database/jip.html>) (経済産業研究所 2024)を用いて、産業別に ICT 資本ストック(2000 年価格)、非 ICT 資本ストック(2000 年価格)および実質産出額(2000 年価格)を算出した。具体的には、JIP データの産業分類と『国勢調査』に用いる産業分類(以下、国勢調査産業分類)を対応させ、国勢調査産業分類ごとの値を算出した。JIP データにおける産業分類は、1980 年から 2012 年までをカバーする旧分類と、1994 年から 2020 年までをカバーする新分類の2つがある。また、国勢調査産業分類も 1980～2020 年にかけて細かく分類が改定されており、JIP データの産業分類とは一致していない。そこで、JIP データの新旧分類および 1980～2020 年の国勢調査産業分類を統合する統一的な産業分類(計 75 産業、「分類不能の産業」を除く)を作成した。

なお、JIP データの旧分類(1980～2012 年)と新分類(1994～2020 年)では、産業分類に加えて ICT 資本ストックの定義も異なるため³⁾、新旧分類間で ICT 資本ストック、非 ICT 資本ストックの水準に不連続が生じている。このため、新旧分類の重複期間(1994～2012 年)における ICT 資本ストックおよび非 ICT 資本ストックの対応関係を産業別に回帰分析により推定した。その結果に基づき、新分類による 2015 年および 2020 年の値を旧分類の水準に補正した。これにより、1980 年から 2020 年まで一貫した時系列データを構築した。

さらに、労働需給を表す指標として、日本銀行「全国企業短期経済観測調査(短観)」の雇用人員判断 DI を用いた。ただし、短観では農業・林業・漁業および銀行業(2005 年以前)の DI が欠

落しているため、これらの産業については「職業安定業務統計」の産業別新規求人数に基づいて代替 DI を作成した⁴⁾。

2 タスクスコアの算出方法

job tag の「仕事の内容」および「仕事の性質」に含まれる複数の項目を抽出して、タスク指標を作成した⁵⁾。本稿では、Autor, Levy and Murnane (2003) および Ikenaga and Kambayashi (2016) に準拠し、以下の 5 つのタスクを定義する。

- 非定型分析 (Nonroutine analytic)：高度な専門知識を持ち、抽象的思考の下に課題を解決する業務。
- 非定型相互 (Nonroutine interactive)：高度な対人コミュニケーションを通じて価値を創造・提供する業務。
- 定型認識 (Routine cognitive)：あらかじめ定められた基準の正確な達成が求められる事務作業。

- 定型手仕事 (Routine manual)：あらかじめ定められた基準の正確な達成が求められる身体的作業。
- 非定型手仕事 (Nonroutine manual)：それほど高度な専門知識を要しないが、状況に応じて柔軟な対応が求められる身体的作業。

表 1 に示しているとおり、非定型分析から定型手仕事までの 4 タスクについては、Acemoglu and Autor (2011) と同様の項目を用いた⁶⁾。一方で、非定型手仕事タスクについては、先行研究間で測定項目の内容に相違がみられる。欧米の研究 (Acemoglu and Autor (2011) など) では「乗り物を運転・操縦する」や「モノ、道具、制御装置を扱う手仕事」など、身体的作業を中心に非定型手仕事タスクを測定している。一方、日本の研究 (Ikenaga and Kambayashi 2016) では「対人援助サービス」といった対人的要素を重視している。この違いを踏まえ、事前に非定型手仕事タスクを

表 1 5 つのタスクの定義と測定

タスク分類	本研究 job tag	タスクスコア上位職業		Acemoglu and Autor (2011) US O*NET	Ikenaga and Kambayashi (2016) キャリアマトリックス
1 非定型分析 (Nonroutine analytic)	・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	1 大学教員 99.9 2 自然科学系研究者 99.8 3 記者、編集者 99.7		・ Analyzing data/information ・ Thinking creatively ・ Interpreting information for others	・ 数学的素養
2 非定型相互 (Nonroutine interactive)	・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	1 消防員 99.9 2 警察官、海上保安官 99.6 3 管理的公務員、会社・団体等管理的職業従事者 98.5		・ Establishing and maintaining personal relationships ・ Guiding, directing and motivating subordinates ・ Coaching/developing others	・ 説得
3 定型認識 (Routine cognitive)	・同一作業の反復 ・厳密さ、正確さ ・仕事の構造化 (反転項目)	1 輸送機械組立・整備・修理・検査従事者 (自動車を除く) 99.6 2 郵便事務員 99.4 3 データ・エントリー装置操作員 99.3		・ Importance of repeating the same tasks ・ Importance of being exact or accurate ・ Structured v. Unstructured work (reverse)	・ 機器と制御
4 定型手仕事 (Routine manual)	・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	1 自動車組立従事者 99.6 2 養畜従事者 99.0 3 金属プレス従事者 98.4		・ Pace determined by speed of equipment ・ Spend time making repetitive motions ・ Controlling machines and processes	・ 修理
5 非定型手仕事 (Nonroutine manual)	・全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う ・他者に対する支援とケアを行う ・公共の場で一般の人びとのために働いたり、直接対応する	1 消防員 99.9 2 幼稚園教員 99.7 3 特別支援学校教員 99.6		・ Operating vehicles, mechanized devices, or equipment ・ Spend time using hands to handle, control or feel objects, tools or controls ・ Manual dexterity ・ Spatial orientation	・ 対人援助サービス

注：タスクスコア上位職業は、2020 年の就業者シェアが 0.1% 以上の職業を掲載。

出所：Acemoglu and Autor (2011), Ikenaga and Kambayashi (2016) をもとに筆者作成。

身体的要素と対人的要素に分けて指標を作成した。その結果、身体的要素に基づく非定型手仕事タスクは定型手仕事タスクと高い相関 ($r=0.7$) を示し、代表的な職業や年次変化も類似していた⁷⁾。そこで本研究では、先行研究 (Acemoglu and Autor 2011 ; Ikenaga and Kambayashi 2016) と同様に5タスク分類の枠組みを採用しつつ、非定型手仕事タスクについては対人的要素を重視した項目に基づく指標を用いることとした。なお、身体的要素に基づくタスク指標 (Acemoglu and Autor (2011) の定義による) を用いた結果は、小松・麦山 (2025) において「非定型手仕事身体」タスクとして提示されている。

本研究のタスク指標の測定は、日本の先行研究である Ikenaga and Kambayashi (2016) と以下の3点で異なる。第一に、Ikenaga and Kambayashi (2016) ではタスク指標の作成にあたってキャリアマトリックス⁸⁾を用いていたのに対して、本研究は job tag という異なるデータベースを用いている。第二に、定型認識タスクに関して、性質の異なる指標を用いている。Ikenaga and Kambayashi (2016) は定型認識タスクを「機器と制御」スキル項目によって測定しているのに対して、本研究では「同一作業の反復」「厳密さ、正確さ」「仕事の構造化」を用いている。すなわち、これらの項目は必ずしも機械との関係に限られない内容を含んでおり、本来の定義である定型的な事務作業により近いタスクを測定していると考えられる。第三に、非定型手仕事タスクに関して、本研究は Ikenaga and Kambayashi (2016) と同様に対人的要素を重視しているものの、その測定内容に若干の違いがみられる。Ikenaga and Kambayashi (2016) は、非定型手仕事タスクを「対人援助サービス」スキルによって測定しているのに対し、本研究では「全身を使った身体的活動」「手や腕を使った物の取り扱い」「他者への支援やケア」「公共の場での対人応対」を含む。「対人援助サービス」スキルには高度な専門知識を必要とするタスクが含まれている可能性がある。他方、本研究における非定型手仕事タスクは、「それほど高度な専門知識を要しない柔軟な対応が求められる身体的作業」という本来の定義により近いタスクを測

定していると考えられる⁹⁾。

以上の項目を用いて、Acemoglu and Autor (2011 : 1164) に準じて5つのタスク指標 T_{ij} を作成した。職業 i の job tag の項目 k の値を X_{ik} とする。この値を1980年時点の職業別就業者シェア P_i^{1980} で重みづけて平均0、標準偏差1となるように標準化した。次に、タスク j を構成する job tag の各項目 k の標準化後の値を加算し、(1) 式のとおり各職業のタスク指標 T_{ij} を算出した¹⁰⁾。

$$T_{ij} = \sum_{k \in j} \frac{X_{ik} - \sum_i P_i^{1980} X_{ik}}{\sqrt{\sum_i P_i^{1980} (X_{ik} - \sum_i P_i^{1980} X_{ik})^2}} \quad (1)$$

さらに、Autor, Levy and Murnane (2003) に倣い、異なるタスク間の比較可能性を高めるとともに、タスクの分布の年次変化を直感的に把握できるようにするため、タスク指標 T_{ij} を1980年のタスク指標分布に基づいて0~100のパーセンタイル値 $Task_{ij}$ に換算した。このパーセンタイル値を各年の職業別就業者シェア P_i^t で加重平均することで、労働市場全体のタスクスコア $E(Task^t)$ を算出した。

$$E(Task^t) = \sum_i P_i^t \times Task_{ij} \quad (2)$$

1980年はパーセンタイル変換の基準年であるため、1980年時点の労働市場全体のタスクスコアは50となる。1980年以降は、職業分布の変化に応じてこの値が上下する。たとえば非定型分析タスクスコアが相対的に高い職業のシェアが増加した場合には、労働市場全体のタスクスコアは50を上回る。最も極端なケースとして、すべての職業が非定型分析タスクスコアの最も高い職業に置き換わった場合、タスクスコアはほぼ100となる。

なお、job tag の数値情報は2018~2024年の調査から得られたものであり、1980~2020年の全期間で各職業のタスク指標 T_{ij} およびそのパーセンタイル値 $Task_{ij}$ は一定であると仮定している。そのため、本研究が捉えるタスク分布の変化は、あくまで職業構成の変化によって生じるものであり、職業内のタスク変化は反映されていない。

Ⅲ 分析結果

1 日本におけるタスクスコアの変化

図1に1980～2020年にかけての5つのタスクスコアの推移を示した。注目すべき結果は3点である。第一に、高度な頭脳的タスクである非定型分析タスクと非定型相互タスクはいずれも増加傾向にある。非定型分析タスクスコアは1995年ころまで増加し、その後は緩やかに上昇して、2020年には約54ポイントとなった。非定型相互タスクスコアは2020年までほぼ一貫して増加し、2020年には55ポイントとなった。

第二に、定型タスクについては、定型認識タスクと定型手仕事タスクとでトレンドが異なる。頭脳的タスクである定型認識タスクスコアは、非定型分析や非定型相互タスクスコアと同様に一貫して増加し、2020年には55ポイントとなっている。これに対して、身体的な作業を伴う定型手仕事タスクスコアは一貫して減少し、2020年には約41ポイントとなっている。

第三に、非定型手仕事タスクスコアは、他のタスクとは異なり、一貫した増加あるいは減少のト

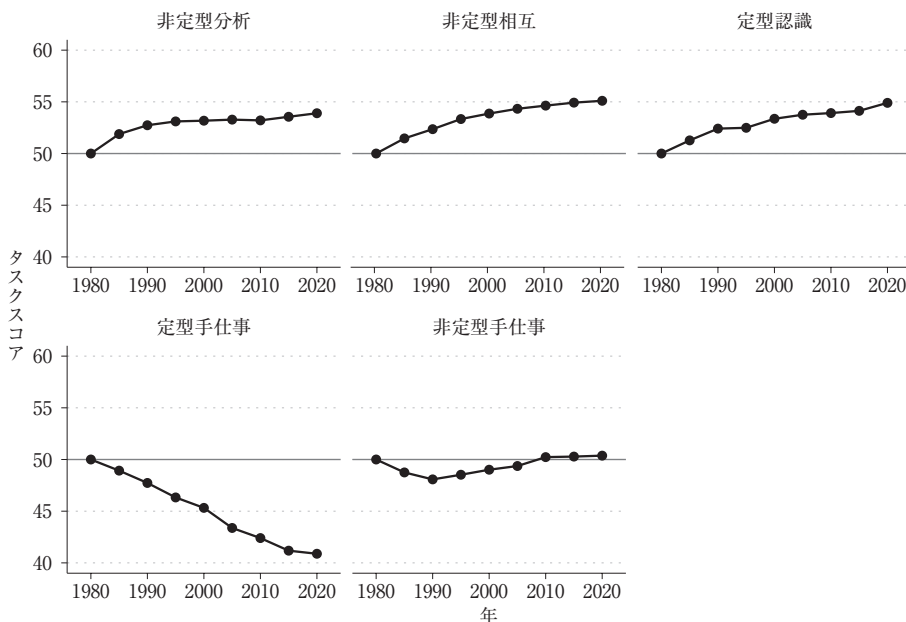
レンドを示していない。具体的には、1990年までは減少し、その後は増加に転じ、2020年の値は1980年とほぼ同程度の水準となっている¹¹⁾。

以上の結果は、非定型分析タスクや非定型相互タスクといった高度な頭脳的タスクの増加、定型手仕事タスクの減少、さらに1990年以降の非定型手仕事タスクの増加傾向については、RBTC理論の予測と整合的である。一方で、定型認識タスクが増加している点は、必ずしも理論の予測と一致しない。

では、1980～2020年における各タスクスコアの変化には、どのような職業が大きく寄与したのだろうか。各職業のタスクスコアの変化に対する寄与度は、当該職業のシェアの増加（減少）とタスクスコアの積によって表される¹²⁾。表2は、各タスクスコアについて職業別の寄与度を計算し、1980～2020年にかけてプラス方向・マイナス方向に最も大きく寄与した職業をそれぞれ3職業ずつ示したものである。

非定型分析タスク、非定型相互タスクについては、農耕従事者の減少がこれらのタスクスコアの増加に大きく寄与しており、その寄与はそれぞれ2.7ポイント、3.6ポイントである。他方で、管理

図1 1980～2020年のタスクスコアの変化



注：1980年時点のパーセンタイル値を取ったタスクスコアの平均値の変化を示している。

出所：『国勢調査』、job tag より筆者作成。

表2 タスクスコアの変化に対する寄与度の大きい上位3職業

寄与度上位3職業（プラス方向）					寄与度上位3職業（マイナス方向）				
寄与度	タスク スコア	1980年 シェア	2020年 シェア		寄与度	タスク スコア	1980年 シェア	2020年 シェア	
非定型分析									
1 農耕従事者	2.7	20.2	13.4%	4.3%	1 管理的公務員，会社・団体等管理的職業従事者	-0.7	98.0	1.9%	0.4%
2 情報処理技術者	0.7	96.8	0.2%	1.7%	2 小売店主・店長	-0.7	89.2	2.5%	0.6%
3 他に分類されないサービス職業従事者	0.7	69.3	0.2%	3.7%	3 清掃員	-0.7	1.7	0.6%	2.0%
非定型相互									
1 農耕従事者	3.6	10.5	13.4%	4.3%	1 小売店主・店長	-0.8	94.3	2.5%	0.6%
2 他に分類されないサービス職業従事者	1.0	77.7	0.2%	3.7%	2 管理的公務員，会社・団体等管理的職業従事者	-0.8	98.5	1.9%	0.4%
3 看護師（准看護師を含む）	0.5	79.7	0.9%	2.5%	3 清掃員	-0.4	19.1	0.6%	2.0%
定型認識									
1 農耕従事者	3.6	10.5	13.4%	4.3%	1 紡織・衣服・繊維製品製造・検査従事者	-0.5	66.9	3.7%	0.6%
2 一般事務員	1.4	77.9	10.4%	15.3%	2 清掃員	-0.5	18.1	0.6%	2.0%
3 看護師（准看護師を含む）	0.6	90.3	0.9%	2.5%	3 会計事務員	-0.4	95.7	3.6%	2.6%
定型手仕事									
1 管理的公務員，会社・団体等管理的職業従事者	0.4	21.1	1.9%	0.4%	1 一般事務員	-1.9	11.8	10.4%	15.3%
2 食料品製造従事者	0.4	89.5	1.5%	2.5%	2 他に分類されないサービス職業従事者	-1.5	6.5	0.2%	3.7%
3 看護師（准看護師を含む）	0.3	71.9	0.9%	2.5%	3 紡織・衣服・繊維製品製造・検査従事者	-1.3	92.1	3.7%	0.6%
非定型手仕事									
1 他に分類されないサービス職業従事者	1.7	97.4	0.2%	3.7%	1 一般事務員	-2.2	6.2	10.4%	15.3%
2 紡織・衣服・繊維製品製造・検査従事者	0.8	24.7	3.7%	0.6%	2 小売店主・店長	-0.8	91.0	2.5%	0.6%
3 看護師（准看護師を含む）	0.7	95.9	0.9%	2.5%	3 情報処理技術者	-0.6	11.9	0.2%	1.7%

出所：『国勢調査』，job tag より筆者作成。

的公務員，会社・団体等管理的職業従事者や小売店主・店長の減少は，それぞれ約0.7～0.8ポイント分，これらのタスクの増加を抑制している。

定型タスクのうち定型認識タスクについては非定型分析および非定型相互タスクと同様，農耕従事者の減少が当該タスクの増加に3.6ポイントと大きく寄与している。また，一般事務員の増加も，当該タスクの1.4ポイントの増加に寄与している。他方で，定型手仕事タスクについては，一般事務員の増加が1.9ポイントの減少に寄与している。

非定型手仕事タスクに関しては，一般事務員の増加が同タスクの減少に2.2ポイント寄与している。一方で，当該タスクスコアが高い「他に分類されないサービス職業従事者」の増加は，1.7ポイント分，この減少を相殺している。

2 タスクスコアの変化の要因分解

次に，タスクスコアの変化が産業構成の変化によってどの程度説明されるのかを，Blinder-Oaxaca分解により検討する。時点 t から時点 $t+1$ にかけてのタスク j の平均スコアの変化は，(3)式のように表される。

$$\begin{aligned}
 E(Task_j^{t+1}) - E(Task_j^t) &= Ind_s^{t+1} \beta_{sj}^{t+1} - Ind_s^t \beta_{sj}^t \\
 &= (Ind_s^{t+1} - Ind_s^t) \beta_{sj}^t \\
 &\quad + Ind_s^{t+1} (\beta_{sj}^{t+1} - \beta_{sj}^t)
 \end{aligned}
 \tag{3}$$

ここで， Ind_s^t は時点 t における産業 s の就業者シェアを表すベクトルを， β_{sj}^t は時点 t における産業 s に属する就業者のタスク j のタスクスコアを示す。右辺第1項は，時点 t から時点 $t+1$ に

かけての産業分布の変化による寄与、すなわち産業間変化を表す。右辺第2項は、各産業内のタスクスコアの変化による寄与、すなわち産業内変化を表す。実際の推定では、各年のタスクスコアを被説明変数、産業（75分類）のダミー変数を説明変数とした。基準カテゴリーを農業とし、各産業の就業者数をウェイトとする加重最小二乗法により回帰を行った。

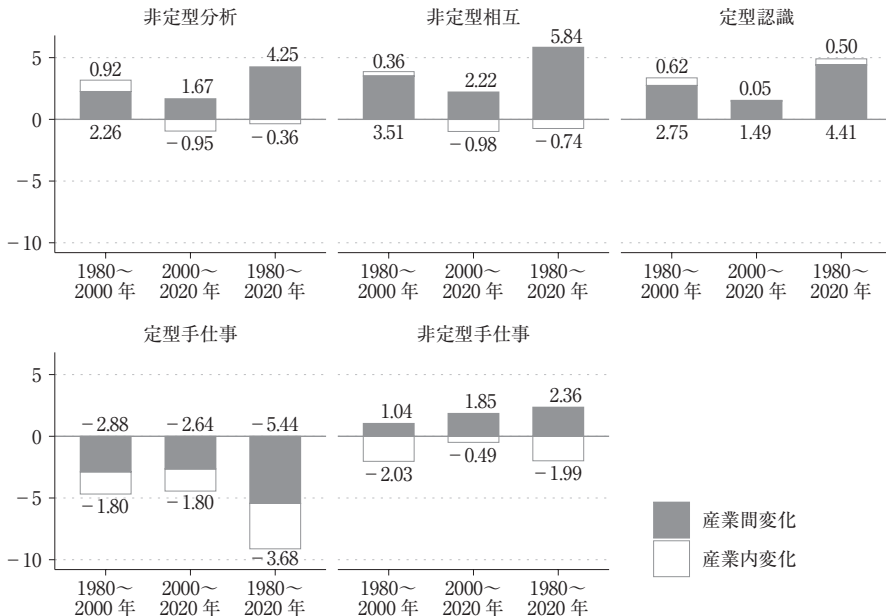
図2は、Blinder-Oaxaca分解の推計結果に基づき、1980年から2020年のタスクスコアの変化に対する産業間変化と産業内変化の寄与分を示したものである。総じて産業間変化の寄与は大きいものの、タスクの種類によって産業間変化と産業内変化の寄与の程度が異なる。非定型分析タスクおよび非定型相互タスクについては、1980～2020年全体でみると、変化のほとんどが産業間変化に帰される。ただし、産業内変化の寄与の方向は、1980～2000年と2000～2020年で異なる。具体的には、1980～2000年では産業内変化はこれらのタスクを増加させる方向に寄与していた。これに対して、2000～2020年において産業内変化はむしろこれらのタスクを減少させる方向に寄与した。

定型タスクに関しては、定型認識タスクと定型手仕事タスクとでその傾向は異なる。定型認識タスクについては、先にみた非定型分析タスクや非定型相互タスクと同様、その増加の大部分は産業間変化に由来する。一方で、定型手仕事タスクの減少に対しては産業内変化の寄与も相対的に大きい。1980～2020年にかけての定型手仕事タスクの減少のうち、産業間変化に帰される部分は約60%（ $=5.44/(5.44+3.68)$ ）、産業内変化に帰される部分は約40%（ $=3.68/(5.44+3.68)$ ）である。

非定型手仕事タスクについては、産業間変化はプラス方向に寄与する一方、産業内変化はマイナス方向に寄与していた。その結果、40年間を通じてスコアの変化はわずかにとどまっている。

なお、小松・麦山（2025）は、産業構造の変化に加えて、高学歴化に代表される教育構造の変化も、非定型分析・非定型相互タスクの増加および定型手仕事タスクの減少に寄与していることを示している。本研究はタスク需要の側面に焦点を当てているが、この間に進行した高学歴化も、タスクスコアの変化に一定の影響を及ぼしている可能性が示唆される。

図2 1980～2020年のタスクスコアの変化に対する産業の寄与



注：産業間変化は産業構成の変化の寄与を、産業内変化は産業構成の変化以外の寄与を示す。Blinder-Oaxaca分解の事前回帰では、タスクスコアを被説明変数、産業（75分類）のダミー変数を説明変数として推定した（基準カテゴリー：農業）。

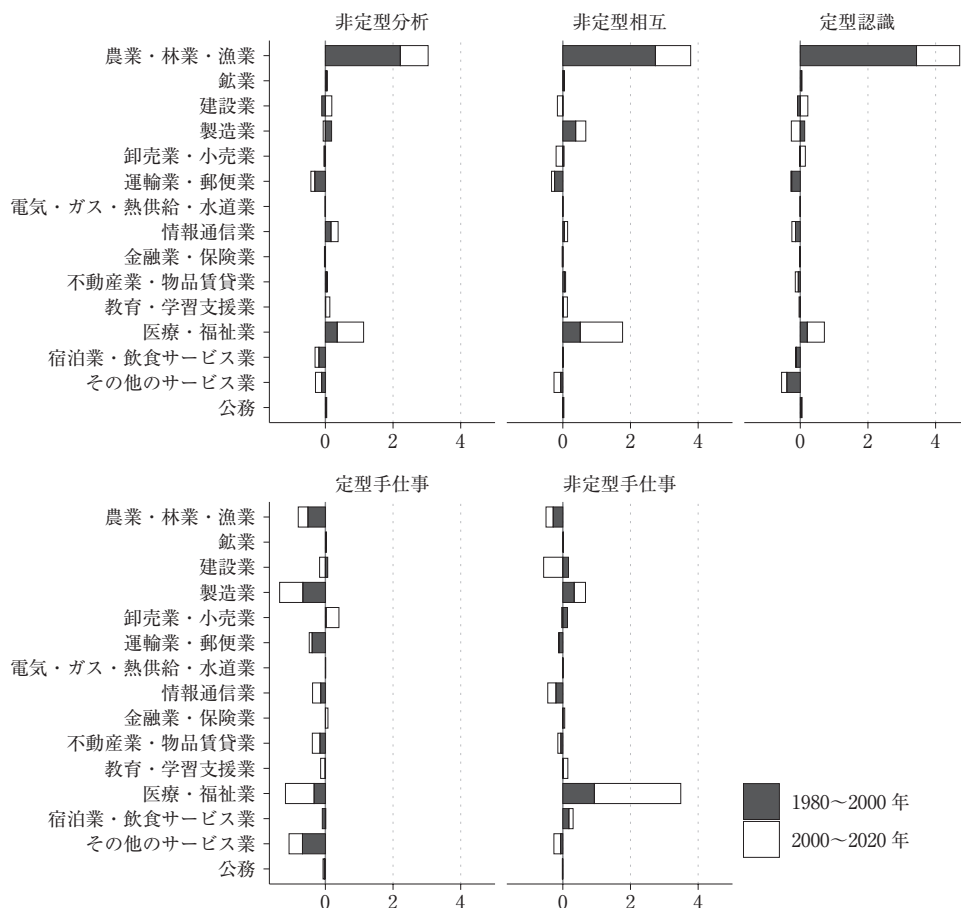
出所：『国勢調査』、job tagより筆者作成。

次に、具体的にどの産業がタスクスコアの変化に寄与したのかを確認する。図3には75産業の産業間変化に対する寄与分を、それぞれ産業大分類にまとめて示した。合わせて、表3に各産業の就業者シェアと1980年時点のタスクスコアを示した。図3より明らかなのは、農業・林業・漁業（以下、農林漁業）の寄与の大きさである。農林漁業はこの40年間でそのシェアが16.3%（1980年）から8.9%（2000年）、6.1%（2020年）へと減少した（表3）。このシェア低下の影響は非常に大きく、農林漁業で相対的にスコアの低かった非定型分析タスク、非定型相互タスク、定型認識タスクが増加した。これら3つのタスクの産業間変化に由来する増加に対する農林漁業の寄与はそれぞれ

約72%、65%、108%に及び、他の産業を圧倒している。これら3つの頭脳のタスクの増加が、情報通信業などのハイテク産業の拡大というよりも、むしろ農林漁業の大幅な縮小に由来している点は注目される。このように農林漁業のシェアの減少が定型認識タスクの増加に寄与するというトレンドは、日本のみならず中東欧諸国でも確認されている（Hardy, Keister and Lewandowski 2018）¹³⁾。なお、農林漁業の縮小は定型手仕事タスクの減少にも寄与した。ただし、定型手仕事タスクについては、製造業の減少や医療・福祉業の拡大など、複数の産業構成の変化も関与している。

農林漁業に次いで大きな寄与を示しているのが

図3 産業大分類別にみた1980～2020年のタスクスコアの変化に対する産業間変化の寄与



注：75産業ごとの分布変化によるタスクスコアへの寄与を産業大分類ごとにまとめて示している。Blinder-Oaxaca 分解の事前回帰では、タスクスコアを被説明変数、産業（75分類）のダミー変数を説明変数として推定した（基準カテゴリー：農業）。

出所：『国勢調査』，job tag より筆者作成。

表3 産業大分類別のシェアの変化とタスクスコア

	シェアの変化			1980年のタスクスコア				
	1980年	2000年	2020年	非定型分析	非定型相互	定型認識	定型手仕事	非定型手仕事
産業構成								
農業・林業・漁業	16.3%	8.9%	6.1%	26.5	17.0	13.1	59.6	48.7
鉱業	0.3%	0.1%	0.1%	31.4	31.0	36.5	38.2	35.6
建設業	10.1%	10.9%	8.0%	42.3	52.8	49.3	61.5	64.5
製造業	22.5%	19.9%	16.3%	57.3	50.0	67.3	69.4	40.1
卸売業・小売業	16.9%	17.1%	15.0%	57.6	65.7	50.2	35.2	54.6
運輸業・郵便業	4.7%	5.5%	5.9%	33.9	44.1	52.9	40.9	50.9
電気・ガス・熱供給・水道業	0.6%	0.5%	0.5%	63.6	58.0	66.6	40.4	37.1
情報通信業	1.8%	2.0%	2.9%	55.9	49.1	65.5	34.4	30.6
金融業・保険業	2.3%	2.3%	2.1%	72.3	66.7	69.0	22.7	22.0
不動産業・物品賃貸業	0.8%	1.3%	1.9%	64.6	62.5	46.1	17.1	28.3
教育・学習支援業	3.2%	3.2%	3.8%	78.7	76.2	53.7	30.9	69.8
医療・福祉業	3.8%	6.8%	13.8%	67.4	69.9	66.5	41.8	74.4
宿泊業・飲食サービス業	4.5%	5.4%	5.7%	31.3	53.2	46.9	43.7	66.6
その他のサービス業	8.8%	12.6%	14.2%	53.8	51.3	48.0	38.0	44.6
公務（他に分類されるものを除く）	3.4%	3.6%	3.8%	67.2	61.7	73.9	31.8	38.5

注：『国勢調査』，job tag より筆者作成。

医療・福祉業である。医療・福祉業は農林漁業とは対照的に、この40年間で3.8%（1980年）、6.8%（2000年）、13.8%（2020年）へとそのシェアを大きく増やした産業である。医療・福祉業は非定型分析タスクや非定型相互タスクを比較的多く担っているほか、非定型手仕事タスクを他の産業よりも多く担っている。このため、医療・福祉業の増加は高度な頭脳のタスクである非定型分析タスク・非定型相互タスクの増加と、高度な専門性を要しない非定型手仕事タスクの増加の両方に寄与しており、その意味ではタスクの二極化を促しているといえる。この傾向は、米国で介護労働が職業構造の上層と下層の両方で成長し、雇用の二極化を引き起こしているという指摘（Dwyer 2013）と整合的でもある。

最後に、製造業の寄与について確認する。製造業のシェアは22.5%（1980年）から19.9%（2000年）、16.3%（2020年）へと縮小している。その変化は農林漁業や医療・福祉業に比べると緩やかである。製造業は全産業のなかで定型手仕事タスクを最も多く担っており、その縮小は、定型手仕事タスクの減少に最も大きく寄与している。

以上の分析結果は、タスク分布の変化の現れ方が、技術革新の開始時点の産業構造によって異なってくることを示唆している。欧米先進諸国では農林漁業のシェアがもともと低く、製造業の

シェアの減少幅が大きい一方で、医療・福祉産業の成長は日本ほど急激ではない（小松・麦山 2025）。これに対して、日本では1980年時点で定型認識タスクのスコアが低い農林漁業の割合が比較的高かったが、その割合が大幅に減少したことが定型認識タスクの増加に寄与している。また、2000年以降、医療・福祉業が急速に拡大している。こうした産業構造の変化は、非定型分析タスク・非定型相互タスクといった高度な頭脳のタスクや、高度な専門性を要しない非定型手仕事タスクの増加、および定型手仕事タスクの縮小といった、RBTC理論と整合的なトレンドをもたらした。一方で、定型認識タスクの拡大という、理論の予測と必ずしも一致しないトレンドも生じさせたことが示唆される。

なお、農林漁業従事者を除外してタスクスコアの変化を確認したところ、各タスクの増減方向はおおむね維持されているが、非定型分析・非定型相互タスクの上昇幅は小さくなり、定型認識タスクはほぼ横ばいで推移するという結果が得られた¹⁴⁾。これは、農林漁業の縮小が頭脳のタスクの増加に寄与したという先の結果を裏づけるものといえる。

3 ICT資本導入とタスクスコアの変化

最後に、Autor, Levy and Murnane (2003) お

よび Ikenaga and Kambayashi (2016) の分析枠組みに基づき、各産業における ICT 資本導入とタスクスコアとの関連性を検討する。具体的には、1980 年から 2020 年までのデータを用いて、産業 s の時点 t におけるタスク j のスコア $Task_{stj}$ を被説明変数とし、二方向固定効果モデルを推定する。主要な説明変数として、各産業の 1 人当たり実質 ICT 資本ストックの対数値 $\log ICT_{st}$ を用いた。また、比較のために 1 人当たり非 ICT 資本ストックの対数値 $\log NonICT_{st}$ を加え、さらに統制変数として、産業の生産規模を表す実質産出額の対数値 $\log Output_{st}$ および労働需給を表す雇用人員判断 DI_{st} を導入した。推定式は次の (4) 式で表される。

$$Task_{stj} = \beta_j \log ICT_{st} + \gamma_j \log NonICT_{st} + \delta_j \log Output_{st} + \theta_j DI_{st} + \mu_{sj} + \lambda_{tj} + \varepsilon_{stj} \quad (4)$$

μ_{sj} は産業固定効果、 λ_{tj} は年固定効果を表す。なお、雇用人員判断 DI は、従業員数の過不足について「過剰」と回答した企業割合から「不足」と回答した企業割合を差し引いたものである。値が小さいほど人手不足感が強いことを示している。推計結果を表 4 に示す。記述統計量は補表に示している。

まず、非定型分析タスクおよび非定型相互タスクに関する結果を確認する。ICT 資本を単独で投入した Model 1 では、ICT 資本と非定型分析タスクの間には有意な正の関連がみられる。しかし、

表 4 ICT 資本導入がタスクスコアの変化に与える影響に関する固定効果モデル (1980~2020 年)

	Model 1		Model 2		Model 3	
非定型分析タスク						
log (1人当たり実質 ICT 資本)	1.074**	(0.490)	0.471	(0.520)	0.485	(0.517)
log (1人当たり実質非 ICT 資本)			2.600**	(1.228)	2.614**	(1.254)
log (実質産出額)					0.021	(1.037)
DI					-0.003	(0.016)
調整済 R2	0.982		0.983		0.983	
非定型相互タスク						
log (1人当たり実質 ICT 資本)	0.660	(0.400)	0.096	(0.424)	0.067	(0.435)
log (1人当たり実質非 ICT 資本)			2.429**	(1.193)	2.416**	(1.166)
log (実質産出額)					0.129	(0.896)
DI					0.009	(0.015)
調整済 R2	0.984		0.986		0.986	
定型認識タスク						
log (1人当たり実質 ICT 資本)	0.374	(0.446)	0.309	(0.378)	0.194	(0.374)
log (1人当たり実質非 ICT 資本)			0.282	(1.296)	-0.080	(1.066)
log (実質産出額)					-2.729***	(0.722)
DI					-0.020**	(0.008)
調整済 R2	0.989		0.989		0.991	
定型手仕事タスク						
log (1人当たり実質 ICT 資本)	0.679	(0.519)	0.519	(0.375)	0.358	(0.366)
log (1人当たり実質非 ICT 資本)			0.689	(1.460)	0.321	(1.162)
log (実質産出額)					-2.387**	(0.967)
DI					-0.003	(0.015)
調整済 R2	0.987		0.987		0.988	
非定型手仕事タスク						
log (1人当たり実質 ICT 資本)	-0.128	(0.501)	-0.182	(0.338)	-0.276	(0.306)
log (1人当たり実質非 ICT 資本)			0.232	(1.129)	0.171	(1.062)
log (実質産出額)					0.196	(1.002)
DI					0.026**	(0.011)
調整済 R2	0.988		0.988		0.988	

注：*** p < .01, ** p < .05, * p < .10。値は係数、括弧内は産業でクラスターリングした頑健標準誤差を示す。サンプルサイズは 675 (9 年 × 75 産業)。すべてのモデルに産業固定効果および年固定効果を含む。各観測値は、各年・各産業の就業者数で加重して推定。

非 ICT 資本を追加した Model 2 では、ICT 資本の係数は小さくなり、非有意となる。一方、新たに投入した非 ICT 資本の係数は、非定型分析・相互タスクのいずれについても有意な正の関連を示す。さらに、生産規模や労働需給状況を統制した Model 3 においても、非 ICT 資本の係数は、非定型分析タスクおよび非定型相互タスクのいずれにおいても正で有意である。1 人当たり非 ICT 資本ストックが 1% 増加した場合、非定型分析タスクスコアが約 0.026 ポイント、非定型相互タスクスコアが約 0.024 ポイント高くなる傾向がみられる。以上の結果から、非定型分析タスク・非定型相互タスクの拡大には、ICT 資本ストックよりも、むしろ非 ICT 資本ストックの増加が関連している可能性が示唆される。

Model 2 において ICT 資本の係数が減少したのは、ICT 資本と非 ICT 資本ストックとの間に正の相関 (0.62) があることを反映している。つまり、ICT 資本の導入が多い産業ほど、機械・設備などの非 ICT 資本の導入も同時に進展している可能性が高い。Ikenaga and Kambayashi (2016) は、日本においては ICT 資本の導入が独立した変化をもたらしたというよりはむしろ、既存の非 ICT 資本（機械設備等）の導入による変化を補完する形で進展したと指摘しており、ここでの結果はその見解と整合的である。

他方、定型認識タスク、定型手仕事タスク、非定型手仕事タスクについては、ICT 資本および非 ICT 資本の導入は、いずれのモデル (Model 1～Model 3) においても、タスクスコアの増減と有意な関連を示していない。とりわけ、ICT 資本および非 ICT 資本ストックが定型認識タスクおよび定型手仕事タスクの減少と結びついていないという結果は、これらの資本への投資が定型タスクを代替するとする RBTC 理論の予測とは必ずしも整合的ではない。

ICT 投資による定型タスクの代替効果が必ずしも確認されないという結果は、日本における ICT 投資の目的や導入プロセスが、欧米先進諸国のそれとは異なることに起因している可能性がある。たとえば米国では、ビジネスモデルの変革や事業拡大を目的とした ICT 投資が進められて

いるのに対し、日本では ICT 投資が既存の業務プロセスの改善にとどまる傾向にある（電子情報技術産業協会 2021）。つまり、日本における ICT 投資は非 ICT 資本とともに導入され、結果として非定型タスクを補完する方向に作用している一方、定型タスクを削減する方向には必ずしも作用していない可能性がある。また、長期雇用を前提とする日本では、正規雇用者を中心に職務やタスクが具体的に定められていない雇用契約が多く、解雇に伴うコストも高いため、ICT 導入による雇用の代替が進みにくいと指摘されている（山本 2017）。このような日本的雇用慣行を踏まえると、ICT 導入の影響は、職業の縮小として現れるというよりも、同一職業内におけるタスク構成の再編として現れている可能性がある。

4 先行研究との比較

本研究の分析結果はいくつかの点で先行研究と異なる。第一に、本研究では定型認識タスクの増加が確認されたが、これは定型認識タスクの継続的減少を示した Ikenaga and Kambayashi (2016) とは異なる結果である。この違いには、使用しているタスク指標の違いが関係している。Ikenaga and Kambayashi (2016) は定型認識タスクを「機器と制御」スキルという指標によって測定しているが、この指標はむしろ定型手仕事タスクに近いと考えられる。一方、本研究では Acemoglu and Autor (2011) に従い、「同一作業の反復」「厳密さ、正確さ」「仕事の構造化」という、必ずしも機械との関係に限定されない指標を用いている。定型認識タスクを「あらかじめ定められた基準の正確な達成が求められる事務作業」（Autor, Levy and Murnane 2003）と定義する場合、本研究の指標は、この定義により近いタスクを測定していると考えられる。

第二に、ICT 導入の影響に関する分析結果も異なる。Ikenaga and Kambayashi (2016) は、ICT 導入が定型タスクを減少させることを示している。これに対して、本研究では、ICT 導入が定型認識タスクまたは定型手仕事タスクを減少させるという関連は認められなかった。この違いには、前述のとおり、タスクの測定に用いている指標の

違いに加え、分析期間の相違も関連している可能性がある。すなわち、Ikenaga and Kambayashi (2016) は 1960～2005 年のデータを用いているのに対して、本研究では 1980～2020 年のデータを使用している。この点については今後さらに精査が必要である。

IV 結 論

本稿は、1980 年から 2020 年にかけての日本の労働市場におけるタスク分布の変化と、その変化が産業構造の変化や産業レベルの ICT 導入とどのように関連しているのかを検証した。job tag の数値情報を活用することで、米国の先行研究 (Acemoglu and Autor 2011) に準拠した 5 つのタスク指標を構築し、日本の先行研究では十分に検討されてこなかった 2005 年以降のトレンドも分析した。分析の結果、この 40 年間で、非定型分析・非定型相互タスクの増加、1990 年以降の非定型手仕事タスクの増加、定型手仕事タスクの減少といった、RBTC 理論の予測と整合的なトレンドが確認された。一方で、定型認識タスクの増加という、理論の予測とは異なる傾向もみられた。これらの変化に対しては農林漁業の縮小、次いで医療・福祉業の拡大が大きく寄与していることも示した。また、ICT 導入自体がタスク分布の変化を直接促すというよりも、非 ICT 資本の導入のほうが非定型タスクの増加に強く結びついていることが示唆された。さらに、ICT 導入による定型タスクの代替効果は必ずしも確認されなかった。これらの結果は、日本のタスク分布の変化には RBTC 理論と整合的な部分が一定程度認められる一方で、その変化を駆動する要因は、同理論の想定とは必ずしも一致しないことを示している。

本稿にはなおいくつかの課題が残されている。第一に、ICT 導入による定型手仕事タスクや定型認識タスクの代替効果が確認されない理由について、十分な説明には至っておらず、今後の検証が必要である。第二に、使用している職業分類 (国勢調査職業分類) が、タスクの違いを十分に捉えきれていない可能性がある。国勢調査職業分類

の基礎となっている日本標準職業分類には、国際標準職業分類とは異なり職務の範囲や難易度を示すスキルレベルの概念が明確に導入されておらず、職業内でスキルレベルやタスクの異質性が大きいとされている (労働政策研究・研修機構 2024b)。同一職業分類内にタスクの異なる複数の職業が存在し、かつその構成が時代によって変化しているとすれば、タスク分布の変化にはバイアスが生じうる。第三に、本研究で使用した job tag のデータは一時点の情報であり、職業内のタスク変化を組み込んでいない。この点については job tag の時系列データの継続的な蓄積が待たれる。

付記 本稿は、労働政策研究・研修機構のプロジェクト研究「技術革新によるジョブ・タスクの変化と労働者のスキル・キャリア形成に関する研究」において、統計法 (平成 19 年法律第 53 号) 第 33 条第 1 項の規定に基づき、総務省から提供された『国勢調査』(1980～2020 年) のマイクロデータ (調査票情報) を用いた二次分析に基づくものである。本稿の作成にあたり、久米功一先生ならびに本誌の匿名レフェリー 2 名から貴重なコメントをいただいた。また、関連する研究会参加者の皆様からも有益なコメントをいただいた。ここに記して感謝申し上げる。

- 1) 2020 年 3 月に「職業情報提供サイト (日本版 O-NET)」という名称で運用が開始されたが、2025 年 3 月に正式名称が「職業情報提供サイト (job tag)」に変更されている。
- 2) 自衛隊営舎居住者および矯正施設の入居者、分類不能の産業、分類不能の職業に従事する者を分析データから除外した。
- 3) JIP データの実質 IT 投資額の定義について、旧分類には「コンピューター関連機器、電気通信機器のうち有線・無線電気通信機器、複写機、その他の事務用機器、民生用電気機器 (除ビデオ・電子応用装置) のうち、テレビ、ラジオ、電気音響機器、ビデオ・電子応用装置、送配電機器のうち電気計測器、その他の製造工業製品のうち、カメラ・理化学機器等、受注ソフトウェア、コンピューター機器、通信機器、コンピューターソフトウェア」が含まれる。一方、新分類には「情報機器、通信機器、コンピューターソフトウェア」が含まれる。
- 4) 具体的には、DI が観測されている産業のデータをもとに平均値と標準偏差を算出し、代替対象産業の新規求人数データを同様に標準化したうえで、これらの産業の DI 分布に整合するように補正した。
- 5) job tag の各項目は、各職業従事者による主観的な「重要度」評価 (「重要でない」～「きわめて重要である」の 5 段階評価) に基づくものであり、実際に各タスクに費やされる時間配分を必ずしも反映していない。複数のタスクを重要とみなす職業 (例: 看護師) や、特定のタスクに特化した職業 (例: 農業従事者) では、タスクスコアが平均から大きく乖離する場合がある。その結果、労働市場全体のタスクスコアに対する寄与が、実際の時間配分に比べて相対的に過大または過小に評価される可能性がある。この点は、job tag データを用いた研究に共通する限界である。
- 6) 5 つのタスクを作成する方法について、主成分分析や因子分析など他の方法も考えられるが、本研究では、国際比較を確保するため、Acemoglu and Autor (2011) と同様に、複数の項

目の単純加算によって合成指標を作成した。

- 7) Acemoglu and Autor (2011) は、生産工程・労働作業職の非定型手仕事タスクスコアは定型手仕事タスクスコアと同程度に高いのに対し、サービス職の非定型手仕事タスクスコアはそれほど高くないことを示している。Autor, Levy and Murnane (2003) も、使用している DOT データの欠点として、サービス部門の職業のサンプルが限定されており、サービス関連の重要なスキルが捉えられていないことを示唆している。こうした測定上の限界を踏まえて、近年では、対人的要素を含んだ非定型手仕事タスク指標を追加する研究もみられる (Dias da Silva, Petroulakis and Laws 2019)。
- 8) キャリアマトリックスは、労働政策研究・研修機構により 2006 年に公開された職業情報提供サイトである。2011 年 3 月に事業を終了している。
- 9) Ikenaga and Kambayashi (2016) が非定型手仕事タスクの指標として使用した「対人援助サービス」スキルのスコアが高い上位 10 職業を確認したところ、裁判官・検察官・弁護士、教員、歯科医師などの高度なスキルを必要とする専門職が含まれており、また、非定型分析タスクや非定型相互タスクとの相関がそれぞれ 0.7, 0.8 と高い。そのため、対人援助サービススキルはむしろ高度な専門知識を必要とするタスクを測定している可能性がある。一方で、本研究における非定型手仕事タスクと非定型分析タスク、非定型相互タスクの相関はそれぞれ 0.2, 0.5 とさほど高くなく、上位 10 職業に高度なスキルを必要とする専門職は含まれていない。したがって、本研究における非定型手仕事タスクは、本来の定義である「それほど高度な専門知識を要しない柔軟な対応が求められる身体的作業」により近い指標であると考えられる。
- 10) ここでは就業者シェア（就業者数の全就業者数に占める割合）を用いており、各就業者を 1 人として等しい重みで扱っている。もっとも、タスクを生産活動への労働投入とみなす場合、実際には労働時間に差があるため、労働時間の短い就業者（たとえばパートタイム労働者など）ほど生産活動への寄与が小さく、タスク分布における重みも小さくなくなると考えられる。そのため、労働時間の差異を考慮しない場合、算出されたタスクスコアと実際の生産活動との間に乖離が生じる可能性がある。『国勢調査』は労働時間を聴取していないため、これを直接考慮することは困難である。そこで、間接的な方法として、『就業構造基本調査』より性・配偶関係・年齢階層別に各分析時点に最も近い年の平均労働時間を取得し、当該セルごとに平均労働時間のウェイトを与えてタスクスコアを算出した結果、タスク分布の趨勢について大きな違いはみられないことが確認されている（小松・麦山 2025：図表補 1）。また、ICT 投資との関連についても同様の検証を行った結果、主要な傾向に大きな違いはみられなかった。
- 11) Komatsu and Mugiya (2022) と本研究では、タスクスコアの変化の傾向はおおむね一致するものの、その変化の大きさに差がみられる。これは、使用した job tag のバージョン (ver. 2.01/ver. 5.00) の違いに加え、前者が 2005 年の集計データの週及集計を利用して 2005 年を基準年とし、旧職業分類 (273 分類) および新職業分類 (231 分類) を併用してタスクスコアを算出しているのに対し、本研究では統合職業分類 (163 分類) を用い、1980 年を基準年として算出していることなどが要因として考えられる。
- 12) これは、時点 t から時点 $t+1$ にかけてのタスクスコアの変化が次のように表されることが導かれる。 $(P_i^{t+1} - P_i^t) Task_{ij}$ の部分が各職業の寄与度を意味する。

$$E(Task_j^{t+1}) - E(Task_j^t) = \sum_i (P_i^{t+1} - P_i^t) Task_{ij}$$

- 13) 日本と米国や欧州におけるタスク分布の変化を比較する際

は、同一職業に対するタスクスコアの評価基準が国により異なる点にも留意が必要である。池永・神林 (2010) は、米国 O*NET とキャリアマトリックスの両方を使用し、日本におけるタスク分布の変化を比較している。その結果、一部の職業において日米のスキル評価が異なり、キャリアマトリックスを用いた場合に比べて、米国 O*NET を使用した場合にはタスク分布の変化が大きくなる傾向がみられるものの、全体の傾向そのものには違いがないことを示している。

- 14) 農林漁業従事者を除外した場合の 1980～2020 年におけるタスクスコアの変化 (ポイント) は、非定型分析タスクが +1.19、非定型相互タスクが +1.06、定型認識タスクが +0.03、定型手仕事タスクが -8.37、非定型手仕事タスクが +0.21 である。

参考文献

- 池永肇恵 (2009) 「労働市場の二極化——IT の導入と業務内容の変化について」『日本労働研究雑誌』No. 584, pp. 73-90.
- 池永肇恵・神林龍 (2010) 「労働市場の二極化の長期的推移——非定型業務の増大と労働市場における評価」PIE/CIS Discussion Paper 464.
- 経済産業研究所 (2024) 「Japan Industrial Productivity Database (JIP データベース)」1980～2020 年データ (2024 年 4 月 7 日取得, <https://www.rieti.go.jp/jp/database/jip.html>).
- 小松恭子・麦山亮太 (2025) 「日本の労働市場におけるタスクの分布の変化と要因——教育・産業構造の変化と ICT 導入の影響」JILPT ディスカッションペーパー 25-01.
- 電子情報技術産業協会 (2021) 「日米企業の DX に関する調査結果」(2024 年 4 月 29 日取得, <https://www.jeita.or.jp/japanese/topics/2021/0112.pdf>).
- 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.
- 労働政策研究・研修機構 (2024a) 「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 ver. 5.00」職業情報提供サイト (job tag) (2024 年 11 月 1 日取得, <https://shigoto.mhlw.go.jp/User/download>).
- (2024b) 「タスクの日米比較からみた日本の労働市場の特徴と変化——日本版 O-NET と国勢調査 (1980～2020 年) を使用した分析から得られた示唆」JILPT 資料シリーズ No. 280.
- Acemoglu, D. and Autor, D. (2011) “Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings,” in D. Card and O. Ashenfelter (eds.) *Handbook of Labor Economics*, Vol. 4, pp. 1043-1171.
- Adermon, A. and Gustavsson, M. (2015) “Job Polarization and Task-biased Technological Change: Evidence from Sweden, 1975-2005,” *Scandinavian Journal of Economics*, Vol. 117, No. 3, pp. 878-917.
- Autor, D. and Dorn, D. (2013) “The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market,” *American Economic Review*, Vol. 103, No. 5, pp. 1553-1597.
- Autor, D., Levy, F. and Murnane, R. (2003) “The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration,” *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 118, No. 4, pp. 1279-1333.
- De La Rica, S. and Gortázar, L. (2016) “Differences in Job De-Routinization in OECD Countries: Evidence from PIAAC,” IZA Discussion Paper Series, No. 9736.
- Dias da Silva, A., Petroulakis, F. and Laws, A. (2019) “Hours of Work Polarisation?” ECB Working Paper No. 2324.
- Dwyer, R. E. (2013) “The Care Economy? Gender, Economic Restructuring, and Job Polarization in the US Labor Market,” *American Sociological Review*, Vol. 78, No. 3, pp. 390-416.
- Goos, M. and Manning, A. (2007) “Lousy and Lovely Jobs: The

Rising Polarization of Work in Britain," *Review of Economics and Statistics*, Vol. 89, No. 1, pp. 118-133.

Goos, M., Manning, A. and Salomons, A. (2009) "Job Polarization in Europe," *American Economic Review*, Vol. 99, No. 2, pp. 58-63.

—— (2014) "Explaining Job Polarization: Routine-biased Technological Change and Offshoring," *American Economic Review*, Vol. 104, No. 8, pp. 2509-2526.

Grossman, G. M. and Rossi-Hansberg, E. (2008) "Trading Tasks: A Simple Theory of Offshoring," *American Economic Review*, Vol. 98, No. 5, pp. 1978-1997.

Hardy, W., Keister, R. and Lewandowski, P. (2018) "Educational Upgrading, Structural Change and the Task Composition of Jobs in Europe," *Economics of Transition*, Vol. 26, No. 2, pp. 201-231.

Ikenaga, T. and Kambayashi, R. (2016) "Task Polarization in the Japanese Labor Market: Evidence of a Long-Term Trend," *Industrial Relations*, Vol. 55, No. 2, pp. 267-293.

Komatsu, K. and Mugiyama, R. (2022) "Trends in Task Distribution in Japan, 1990-2015: Evidence from Japanese Version of O-NET and National Census Matching Data," *Japan Labor Issues*, Vol. 6, No. 37, pp. 55-70.

Spitz-Oener, A. (2006) "Technical Change, Job Tasks, and Rising Educational Demands: Looking outside the Wage Structure," *Journal of Labor Economics*, Vol. 24, No. 2, pp. 235-270.

補表 ICT 資本導入とタスクスコアの変化に関する記述統計量

変数	サンプルサイズ	平均	標準偏差	最小値	最大値
log (1人当たり実質 ICT 資本)	675	-0.787	1.723	-6.766	4.901
log (1人当たり実質非 ICT 資本)	675	2.048	1.031	-0.232	6.328
log (実質産出額)	675	16.734	1.031	12.180	18.358
DI	675	-7.766	19.544	-57.750	41.500
非定型分析タスク	675	52.760	16.343	18.462	83.740
非定型相互タスク	675	53.335	15.666	11.105	76.621
定型認識タスク	675	52.915	17.030	7.088	86.492
定型手仕事タスク	675	45.127	16.513	9.898	80.672
非定型手仕事タスク	675	49.402	16.251	12.716	79.703

〈投稿受付 2025 年 3 月 4 日，採択決定 2026 年 1 月 13 日〉

こまつ・きょうこ 労働政策研究・研修機構副主任研究員。主著に『日本女性の仕事とキャリア——職業とタスクからみる均等法後 40 年』（労働政策研究・研修機構，2026 年）。労働経済学，人材開発専攻。

むぎやま・りょうた 学習院大学法学部教授。最近の主な論文に "More Than Usage: Expanding Socioeconomic Inequality in Access to Remote Work after COVID-19 in Japan," *Socio-Economic Review*, Vol. 24, No. 1, pp. 477-504 (小松恭子との共著，2025 年)。社会階層論専攻。