

## 情報通信技術の導入とタスク

慶應義塾大学 新井 恒介

北海道大学 代田 豊一郎

慶應義塾大学 藤原 一平

### 《要旨》

本稿では、日本産業生産性データベースより作成した産業別・情報通信技術(ICT)資本ストック、厚生労働省が作成する「賃金構造基本統計調査」のマイクロデータ、労働政策研究研修機構が作成する「日本版 O-NET」における職業特性の数値指標、の 3 つのデータセットを用いて、日本において、ICT 導入が活発化する中でどのようなタスクが増減したか、を明らかにする。通勤圏別の推計結果をみると、ICT 導入に伴い、非定例・分析的や相互的のタスク量が増加した一方、定例・非定例の手作業タスクは減少したことがわかった。

この結果は、ICT 導入が、手作業のタスクから、非定例の分析的・相互的タスクへの労働移動を促したことを示唆している。

---

(備考) 本論文は、執筆者個人の責任で発表するものであり、独立行政法人 労働政策研究・研修機構としての見解を示すものではない。

本研究は、経済産業研究所及び労働政策研究・研修機構のプロジェクトの一部として実施された。藤原と代田は、科学技術研究費 (B) No. 21H00698 の助成を受けている。

# 1 はじめに

## 1.1 動機と本研究の内容

近年の情報通信技術（以下、ICT）の発展には目覚ましいものがあり、その帰結に対する関心は高まっている。こうした社会の強い関心を背景に、経済学者は、ICTがマクロ経済、特に、労働市場に与えた影響についての理解を深めることに貢献してきた。

Katz and Murphy (1992) によって示されたように、1963年から1987年までの米国の相対賃金の推移をみると、学歴間（大卒、高卒）の賃金格差が拡大する一方、男女間の賃金格差は縮小した。一方で、この期間、供給要因についてみると、大卒人口は増加し、女性の社会進出も進展した。これらの現象を統一的に説明するコンセプトとして、スキル偏向技術進歩（Skill Biased Technical Progress）が提示された。すなわち、大卒に有利（大卒の労働限界生産性を相対的により強く引き上げるよう）な、または、それまでに存在したかもしれない男女間の生産性格差を縮小させるような技術進歩が進展したのではないかと、いう考え方である。この考えに従うと、まさに、ICTはスキル偏向技術進歩として、高スキル労働者に対する相対需要を高め、スキル間の賃金格差を拡大させた、と捉えることができる。

一方、その後の研究（例えば、Autor et al. (2003)）によると、1990年以降では、低スキル労働者、高スキル労働者の雇用が増加した一方で、中スキル労働者の雇用が減少した、と報告されている。スキル偏向技術進歩では、こうした労働市場の2極化現象を説明することができない。そこで、現実の現象と従来理論からの示唆との乖離を解消するために提示された考え方が、タスク偏向技術進歩（Task Biased Technical Progress）である。ICTは、タスク偏向技術進歩として捉えることができ、高スキル労働者、低スキル労働者の両方について、非定型的タスクへの需要を増加させた、という実証結果が報告されている。日本については、池永 (2009)、Ikenaga and Kambayashi (2016) が、ICT導入が活発な産業で非定型・分析型の業務が増加した一方、定型・認識型、定型・手仕事型業務が減少したと報告している。

本稿の分析も、池永 (2009)、Ikenaga and Kambayashi (2016) による、日本において、タスク偏向技術進歩の影響の把握を試みた研究の延長線上に位置づけられるものである。先行研究と趣を異にする点として、まず、日本全体を一つの労働市場として捉えるのではなく、労働者が直面する地域労働市場内での影響を分析している点が挙げられる。次に、Acemoglu and Autor (2011) の方法に従った日本版タスクスコアを用いている点も挙げられる。Acemoglu and Autor (2011) は、職業リファラルデータベースであるO\*NETの職業別数値情報を利用することで、タスクスコアの計算を試みた。Komatsu and Mugiya (2021)、Arai et al. (2021) は、この方法に従い、労働

政策研究・研修機構(以下、JILPT)が開発した日本版 O-NET の職業別数値情報を用いて、タスクスコアを計算した。本稿は、Arai et al. (2021) によって作成されたタスクスコアを用いて、ITC の影響を分析している。

Arai et al. (2021) では、まず、賃金構造基本統計調査を用いて、(1) 非定例・分析的、(2) 非定例・相互的、(3) 定例・認知的、(4) 定例・手仕事、(5) 非定例・手仕事の5種類のタスクが、それぞれの職業、時点で見ても、どの程度利用されていたかを示す指数を作成されている。次に、これを、日本の通勤圏別に集計したものが計算されている。

本稿では、この通勤圏別に集約された指数を被説明変数として、ICT 資本ストックで回帰し、ICT 導入の影響の計測を試みた。推計結果をみると、ICT 導入に伴い、非定例・分析的や相互的のタスク量が増加した一方、定例・非定例の手作業タスクは減少したことがわかった。この結果は、ICT 導入が、手作業のタスクから、非定例の分析的・相互的タスクへの労働移動を促したこと、すなわち、ハイスキル労働者が比較優位を持つタスクに対する需要が高まる一方、ミドルあるいはロースキル労働者が実行することが多いタスクに対する需要が低下したことを示唆している

## 1.2 先行研究の整理

ICT 導入が労働市場に与えたインパクトを考察する研究では、経済に広がる賃金格差や2極化の原因としての観点から分析がなされてきた。その際には、ICT の発展をどのような技術進歩として捉えるのかという点でいくつかの仮説が提示されてきた。

第一は、スキル偏向技術進歩として捉える考え方である。これは、Bound and Johnson (1992)、Katz and Murphy (1992)、Levy and Murnane (1992)、Juhn et al. (1993)、Berman et al. (1994)、Autor et al. (1998) らによって展開された仮説である。具体的には、ICT などの技術進歩が、高スキル労働者に対する需要を高めるという側面に注目したものであり、技術進歩が要素中立的ではないことの重要性を指摘するものとして位置づけることができる。そして、こうしたスキル偏向的技術進歩は、高スキル労働者に対する相対的需要を高めることを通じて、高スキル労働者と低スキル労働者との間の賃金格差の拡大させると解釈される。実際に、Katz and Murphy (1992)、Juhn et al. (1993) らをはじめとする多くの研究は、賃金のスキルプレミアムが上昇したことを実証的に示している。ただし、スキル偏向技術進歩という考え方にも問題がない訳ではない。確かにスキル偏向技術進歩は、1980 年代の米国で進行した学歴の異なる労働者間での賃金格差拡大は説明できる。その一方で、1990 年代以降では、高スキル労働者と低スキル労働者の雇用が増加する一方、中スキル労働者の雇用が減少するといういわゆる労働市場の2極化が欧米諸国で進行したことが

報告されている (Autor et al. (2003)、Goos and Manning (2007)、Spitz-Oener (2006)、Goos et al. (2009))。スキル偏向技術進歩仮説は、こうした現象の説明には適していない。

これに代わる仮説として提出されたのが、タスク偏向技術進歩仮説である。これは、Autor et al. (2003)、Acemoglu and Autor (2011) らによって発展した仮説である。具体的には、生産過程は分離可能な複数のタスク (職務) から構成されると考える。そして、ICT などの技術進歩が、それまで労働が担っていたタスクを代替するという側面に注目したものである。特に、Autor et al. (2003) は、タスクを定例的 (routine) か非定例的 (non-routine) かに分け、さらにその中でも、定例的タスクについては手作業的 (manual) か認知的 (cognitive) に分類すること、非定例的タスクについては分析的 (analytical)、相互的 (interactive)、手作業的 (manual) に分類することを提案している。こうした職務内容ごとの分類を行うことで、ICT やロボットなどの自動化技術が、中スキル労働者が行う定例的な職務を担うようになったという説明が容易となった。こうしたタスクを通じた見方に立つと、ICT は、主として高スキル労働者が行っている非定例的な分析的・相互的職務と、主として低スキル労働者が行っている非定例的な手作業的職務とに対する 2 極化を進めることに繋がったと解釈される。実際に、ICT の導入によってどの様なタスクが増加 (減少) したのか、については、Autor et al. (2003)、Goos and Manning (2007)、Spitz-Oener (2006) らを始めとして実証的な研究が進み、定型的タスクを減少させる一方、非定型的タスクを増加させることを見出す研究が多い。

わが国を用いた分析として、櫻井 (2004) はコンピューター投資等の技術進歩は、高学歴労働者に対する需要を増加させる要因であることを指摘している。また阿部 (2005) は、ICT への導入が定型的な仕事の外部化につながる一方、ICT では代替できないアナログスキルの重要性が高まったことを、アンケート調査を通じて明らかにしている。この間、池永 (2015) は賃金に関する二極化に注目し、ICT 投資を増加させた産業で賃金が上昇したとは結論できないことを見出している。池永 (2009)、Ikenaga and Kambayashi (2016) は、ICT が労働市場におけるタスク構成の変化を分析した研究である。これらの研究では、わが国の産業別データを用いて分析を行い、ICT 導入が活発な産業で非定型分析型業務が増大し、定型認識型業務や定型手仕事型業務の減少が見られることを指摘している。

本研究が用いるタスクスコアについて敷衍しておく、Autor et al. (2003) は、先述の非定例分析的、非定例相互的、定例認知的、定例手作業的、非定例手作業的のタスク 5 分類を用いて、米国の各職業のタスクスコアを計算している。その際には、Dictionary of Occupational Titles (DOT) の職業別職務内容に依拠している。Acemoglu and Autor (2011) は、同じく Autor et al. (2003) のタスク 5 分類を用いているが、各職業のタスクスコアを計算する際には、職業リファラルデータ

ベースである O\*NET の職業別数値情報を利用することで、より精緻なタスクスコア計算方法を提案している。わが国では、JILPT が日本版 O-NET を開発し、職業別数値情報を公開している。Komatsu and Mugiyama (2021) や Arai et al. (2021) は、この数値情報を用いて、Acemoglu and Autor (2011) と同様の方法で職業別タスクスコアを計算している。本研究では、Arai et al. (2021) が作成した、職業別の 5 タスクスコアを用いて推定を行っている。

本研究では ICT を主たる分析対象としているが、労働市場に影響を与えるタスク偏向的な技術進歩は ICT だけというわけではない。近年注目を集めるものとしては、ロボットをはじめとする自動化技術があげられる。自動化技術としてのロボットの労働市場の影響に関する分析は、基本的には雇用全体を対象とする場合が多い。具体的には、Graetz and Michaels (2018), Bessen et al. (2019), Humlum (2019), Acemoglu and Restrepo (2020), Acemoglu et al. (2020), Adachi et al. (2020a), Aghion et al. (2020), Dekle (2020), de Vries et al. (2020), Fujiwara and Zhu (2020), Adachi (2021), Dauth et al. (2021), Koch et al. (2021) and Mann and Puttmann (2021) は、ロボット導入が労働市場に与えた推定を行っている。ただし、ロボット技術の導入が雇用を増加させるのかどうかについては、現状では実証的にも結論は分かれている。例えば、Acemoglu and Restrepo (2020) は、ロボットの増加が米国の雇用量を減少させたと結論づけている一方、Adachi et al. (2020a) や Dekle (2020) は、わが国では反対の結果が得られることを報告している。この間、Graetz and Michaels (2018) や Fujiwara and Zhu (2020) は、グローバルなデータを用いて、ロボット導入と雇用との間には明確な関係が見られないことを報告している。また、Arai et al. (2021) は、雇用全体ではなくタスク量に注目した分析を行っている。そして、ロボット技術の導入は、タスクの種類ごとに異質な影響があることを明らかにしている。本研究では、ICT の導入が、ロボット技術の導入と同様に、労働市場に異質な影響をもたらしたことを明らかにしている。

以下、第 2 節では、モデルを用いて ICT の導入とタスクとの関係を整理する。第 3 節では実証分析の枠組みとデータについて説明する。第 4 節では推計結果を示す。第 5 節は結語である。

## 2 モデルによる整理

本節では、Arai et al. (2021) で展開された簡単なモデルを応用して、ICT 導入がタスクのシフトを引き起こすことを示しておこう。具体的に、代表的な消費者は、労働からの不効用 ( $v_H(H)$  と  $v_L(L)$ ) を考慮したうえで、暗黙的に定義される効用  $U$  を最大化するものとする。

$$\left[ \int_0^1 \beta(i)^{\frac{1}{\sigma}} \left( \frac{C(i)}{U^{\phi(i)}} \right)^{1-\frac{1}{\sigma}} di \right]^{\frac{\sigma}{\sigma-1}} := 1,$$

その際の予算制約は、以下の様に表される。

$$\int_0^1 P(i) C(i) = W_H H + W_L L + \Pi.$$

ここで、 $C, P, H, L, W$ , 及び  $\Pi$  は、消費、価格、タスク  $H$  及び  $L$  に関する労働供給、名目賃金率、及び、名目利潤をそれぞれ表す。 $\beta$  と  $\sigma$  は、ウエイトと消費財  $i \in \mathbb{I}$  の間の代替弾力性を表すパラメータである。Hanoch (1975), Sato (1975), Matsuyama (2019) 及び Comin et al. (2021) が示している通り、 $\phi(i)$  はエンゲル効果を定義することになる。我々は、 $\phi(i)$  が  $i$  に関して増加関数となることを仮定する。これは、 $i$  が大きいほど所得効果が大きいことを意味している。なお、上記の定式化は  $\phi(i) = 1$  のときには、標準的な CES 需要システムとなる。

各消費財の生産関数は、CES 関数によって表される。

$$Y(i) = \left\{ \alpha(i)^{\frac{1}{\eta(i)}} \left[ \left( \gamma(i)^{\frac{1}{\varepsilon(i)}} R(i)^{1-\frac{1}{\varepsilon(i)}} + (1-\gamma(i))^{\frac{1}{\varepsilon(i)}} L(i)^{1-\frac{1}{\varepsilon(i)}} \right)^{\frac{\varepsilon(i)}{\varepsilon(i)-1}} \right]^{1-\frac{1}{\eta(i)}} + (1-\alpha(i))^{\frac{1}{\eta(i)}} H(i)^{1-\frac{1}{\eta(i)}} \right\}^{\frac{\eta(i)}{\eta(i)-1}}.$$

ここで、 $\alpha(i)$  と  $\gamma(i)$  はウエイトを表すパラメータである。 $\varepsilon(i)$  は ICT とタスク  $L$  の代替弾力性を表し、 $\eta(i)$  は ICT とタスク  $L$  のコンポジットとタスク  $H$  の代替弾力性を表す。重要な仮定は、 $\varepsilon(i)$  が  $i$  に関して減少関数となる点である。すなわち、ICT とタスク  $L$  は、 $i$  が小さくなるにつれてより代替的となる。この点が、各産業においてタスク  $L$  が減少するか、増加するかを決定することになる。

$\alpha(i)$  と  $\gamma(i)$  は、 $i$  の増加関数である。この設定は、Acemoglu and Guerrieri (2008) の資本深化を通じたボーモル効果を捉えることを企図したものである。このボーモル効果は、 $\phi(i)$  を通じたエンゲル効果と相まち、ICT 導入の増加に伴って、代替性の高い財から代替性の低い財への労働と生産のシフトを引き起こすことになる。

ICT は、 $H$  タスクからのみ生産される ( $R = \bar{A}f(H_R)$ )。ここで、 $\bar{A}$  は ICT 生産技術を表す。労働市場のクリアリング条件は以下で与えられる。

$$H = \int_0^1 H(i) di + H_R,$$

$$J = \int_0^1 L(i) di.$$

財市場のクリアリング条件は以下である。

$$C(i) = Y(i).$$

上記の問題の解析解を得ることは難しいため、モデルを単純化しよう。具体的には、2つの産業 ( $i = \{1, 2\}$ ) からなる経済を考え、さらに、以下の様な仮定を追加的に導入する。 $\sigma = 1, \phi(i) = 1, \eta(i) = 1, \varepsilon(1) = \infty, \varepsilon(2) = 1, v_L(L) = L$ 、及び  $v_H(H) = 1/(1 + \eta_H)H^{1+\eta_H}$  である。ここで、 $\eta_H > 0$ 。雇用調整は、LタスクのほうがHタスクよりも容易であり、タスクLとタスクHの不効用関数をそれぞれ線型、コンベックス関数とする。<sup>1</sup> さらに、ICTの生産は外生的と仮定する ( $\bar{R}$ )。<sup>2</sup> 上記の単純化の仮定の下で、各産業の雇用比率は以下の様に与えられる。

$$\frac{L_2}{H_2} = \frac{\alpha_2(1 - \gamma_2)}{1 - \alpha_2} \Gamma^{\frac{1}{1 - \alpha_1\beta - \alpha_2(1 - \beta)}},$$

$$\frac{L}{H} = \frac{\alpha_1\beta + \alpha_2(1 - \beta)}{(1 - \alpha_1)\beta + (1 - \alpha_2)(1 - \beta)} \Gamma^{\frac{1}{1 - \alpha_1\beta - \alpha_2(1 - \beta)}} - \bar{R},$$

ここで

$$\Gamma := \left[ \alpha_1^{\alpha_1} (1 - \alpha_1)^{1 - \alpha_1} \beta \right]^\beta \left[ \alpha_2^{\alpha_2} (1 - \alpha_2)^{(1 - \alpha_2)} (1 - \beta) \right]^{1 - \beta} \left[ \gamma_2^{\gamma_2} (1 - \gamma_2)^{1 - \gamma_2} \right]^{\alpha_2(1 - \beta)}.$$

従って、タスクLとICTとの間の代替の弾力性が低い産業2では、ICTストックのサイズは雇用比率を変化させない。その一方で、タスクLとICTが代替的な産業1では、ICTの導入が進むにつれて、タスクLのシェアが低下する。

$$\frac{d\frac{L_1}{H_1}}{d\bar{R}} < 0.$$

ICTの導入によって、特定のタスクの置き換えが進むかどうかはパラメータによって異なるということになる。次節以降では、ICTの導入によってタスク間での置き換わりが進むかどうかを実証的に検討する。

<sup>1</sup> $v_H(H) = H$ かつ $v_L(L) = 1/(1 + \eta_L)L^{1+\eta_L}$ のように仮定しても解析解は得られる。

<sup>2</sup>これは、ICTが外生的な技術のみから生産されると想定することに等しい。

### 3 実証分析の枠組みとデータ

本節では、まず実証分析の枠組みを説明し、続いて利用するデータとその構築方法を説明する。

#### 3.1 実証分析の枠組み

本研究は、ICT 導入が労働市場にもたらした異質なインパクトを推定する。一般に、就業者は複数のタスクを遂行しており、各職業は複数の異なるタスクの組み合わせから構成されると見なすことができる。そして、ICT の導入は、就業者が遂行する多くのタスクのうちの一部を代替すると考えられる。従って、ICT の導入の影響とは、各職業の就業者が遂行するタスクの内、(1) どのような種類のタスクがどの程度代替されるのか、(2) どのような種類のタスクがどの程度追加的に増加するのか、を把握することに他ならない。

このような場合、理想的には、各就業者が従事しているタスクを定量化し、ICT の導入によってどのようなタスクが減少しどのようなタスクが増加したのかを把握すればよい。しかし、現状利用可能なデータを鑑みるにタスク量の定量的把握は困難である。そのため、本研究では、職業別就業者の推移の情報からタスク量の変化を推定することを通じて、どのようなタイプのタスクが減少(増加)するのかを把握するというアプローチを取る。なお代替的に、ICT の導入が各職業に従事する就業者数にどのように影響したか、を個別に推定する方法も考えられる。しかし、日本標準職業分類によれば職業小分類は 329 (平成 21 年 12 月統計基準設定) と多く全体的な傾向の把握が難しいことなどを考慮し、個別職業を用いた推定は行っていない。

具体的に、本研究の実証分析では、Autor et al. (2003)、Acemoglu and Autor (2011) が提唱する、5 種類のタスクスコアを被説明変数として利用する。5 種類のタスクとは、具体的には、(1) 非定例・分析的、(2) 非定例・相互的、(3) 定例・認知的、(4) 定例・手仕事、(5) 非定例・手仕事の 5 つである。Acemoglu and Autor (2011) は、米国版 O\*NET の数値情報を用いて、職業別に 5 つのタスクスコアを計算している。わが国のデータを用いて分析した Arai et al. (2021) は、JILPT が開発した日本版 O-NET の数値系情報を利用し、Acemoglu and Autor (2011)、Komatsu and Mugiyama (2021) に倣って、5 タスクスコアを職業別に計算した。本研究では、このデータを用いて、ICT の導入が各種タスク投入量にどのような影響を及ぼしたのかを推定した。本稿の一つの特色は、全国にある通勤圏を地域労働市場と見なして通勤圏別に推定を行う点にある。以下では、具体的推定法を説明する。



本研究で用いる推計式は以下の様に表される。

$$S_{c,t}^k = \underbrace{\alpha_c^k + \alpha_t^k}_{\text{2-way 固定効果}} + \underbrace{\beta^k K_{c,t}}_{\text{ICT 資本ストックの影響}} + \underbrace{\gamma^k X_{c,t}}_{\text{その他のコントロール変数の影響}} + \epsilon_{c,t}^k \quad (1)$$

ここで、 $S_{c,t}^k$ 、 $K_{c,t}$ 、 $X_{c,t}$ 、 $\epsilon_{c,t}^k$  は、ある通勤圏  $c$  における、 $k$  種のタスクスコア、ICT 資本ストックに対するエクスポージャー、その他のコントロール変数、誤差項をそれぞれ表す。

通勤圏別の  $k$  種のタスクスコアは以下の様に定義する。

$$S_{c,t}^k = \sum_{j \in J} \lambda_{j,c,t} S_j^k \quad (2)$$

ここで、 $\lambda_{j,c,t}$ 、 $S_j^k$  は、職業  $j$  の通勤圏  $c$  内での就業者シェアと、職業  $j$  のタスク  $k$  に関するスコアを表している。従って、ある通勤圏内での職業の構成比が変化していくことを通じて、その通勤圏内で用いられるタスクが変化していくことになる。なお、本研究は、ICT の導入によるタスクインプットの投入を職業構成比の変化を通じて捉えようとする試みであり、職業  $j$  のタスクの時間的变化は排除していることには留意が必要である。<sup>3</sup>また、(1) で利用するその他の通勤圏別データは、産業別に構築されたデータを通勤圏における産業別就業者シェアで加重平均したものである。

次に、通勤圏別の ICT に対するエクスポージャーを表す  $K_{c,t}$  は、米国のデータを用いてロボット導入が地域労働市場に与えた影響を分析した Acemoglu and Restrepo (2020) に倣って以下の様に定義する。

$$\ln K_{c,t} = \sum_{i \in I} \lambda_{i,c,t_0} \ln K_{i,t} \quad (3)$$

ここで、 $\lambda_{i,c,t}$ 、 $K_{i,t}$  は、産業  $i$  の通勤圏  $c$  内での就業者シェアと、産業  $i$  の ICT 関連資本ストックをそれぞれ表す。これは、地域別の集計ウエイトを期初時点に固定することによって、ショックに対する地域別の影響差を見ようとするアプローチである。本アプローチは、Autor et al. (2013)、Acemoglu and Restrepo (2020)、Adachi et al. (2020a) など多くの分析で用いられているものと同種のものである。本分析では、わが国の通勤圏別データを用いて、これを ICT の導入の影響分析に応用するものといえる。

その他のコントロール変数  $X_{c,t}$  として用いるのは、人口動態要因、グローバル化要因、自動化要因の3つである。以下、各要因の具体的な変数を説明する。まず、人口動態要因については、複数の側面に配慮した。第一は高齢化の進展である。わが国の高齢化の進展は、定例・手作業タ

<sup>3</sup>日本版 O-NET のデータが蓄積されていけば、各職業が行うタスクの時間的变化についても分析が可能となっていくことが期待される。

スキの増加につながったとする研究 (Ikenaga (2011)) がある。第二は高学歴化である。先進国では、高スキル労働者の増加が、職業構成を変化させたことを示唆する研究が多く報告されている (Autor et al. (2003)、Goos and Manning (2007)、Spitz-Oener (2006))。また、1985 年の男女雇用機会均等法施行が女性の労働市場進出に影響した可能性もある。<sup>4</sup>これらの要因を考慮するため、35 歳以下雇用者比率、50 歳以上雇用者比率、高卒比率、大卒比率、女性比率をそれぞれコントロール変数として利用する。

次に、グローバル化要因について説明する。過去 40 年間に、グローバル化は大きく進展した。海外製品の流入やグローバルなアウトソーシングは、自国の製造業に影響を及ぼすことが多くの研究によって指摘されている (Felbermayr et al. (2011)、Autor and Dorn (2013)、Dauth et al. (2014))。この点を考慮するため、各産業別の輸入+輸出を産業の開放度合いを表す変数として採用した。

最後に、ロボット化の進展もまた、職業構成比に影響を与えた可能性がある (Acemoglu and Restrepo (2020)、Adachi et al. (2020a)、Arai et al. (2021))。例えば、Arai et al. (2021) は、ロボットが導入されたことにより定例・手作業のタスク量が減少する一方、非定例の分析的・相互的なタスク量が増加したことを報告している。こうした点を踏まえて、産業別ロボット資本ストックをコントロール変数として採用した。

## 3.2 データ

本研究で用いるデータは以下のとおりである。

### 3.2.1 5 タスクスコア

5 タスクスコアは、Arai et al. (2021) で構築したものを利用している。Arai et al. (2021) は、Acemoglu and Autor (2011)、Komatsu and Mugiyama (2021) に倣い、5 タスクスコアを計算した。具体的には、各職業の 5 タスクスコアを計算する際の、職業別数値情報については、JILPT の「職業情報データベース:簡易数値データ ダウンロード version 2.0 (2020 年 6 月に職業情報提供サイト (日本版 O-NET、<https://shigoto.mhlw.go.jp/Userdownload>) よりダウンロード)」を利用した。なお、日本版 O-NET の職業別数値情報のうち、general activity indicators は、上記 web サイトには掲載されていないため、個別に提供を受けた。これらの職業別数値情報は、以下の表の対応関係に従って 5 タスクスコアに変換し、平均 0 分散 1 になるよう基準化した。その際、2 つ

---

<sup>4</sup>ただし、Abe (2011) は男女雇用機会均等法の長期的影響はあったとしても大きくないことを指摘している。

以上の数値情報からなるタスクスコアについては、各数値情報を平均0分散1に基準化したのち加算し、1つの集約してから再度基準化を行っている。<sup>5</sup>

---

<sup>5</sup>厳密には、Komatsu and Mugiyama (2021) では、集計して表示するために就業者数でウェイト付けして計算を行っている。それに対してArai et al. (2021) は、推計の際に集計を行うため、タスクスコアを計算する段階では就業者数でのウェイト付けは行っていない。

Table 1: 5 タスクスコアと数値情報の対応関係

5-タスク	Autor et al. [2003]	Ikenaga and Kambayashi [2016]	Acemoglu and Autor [2011]	Komatsu and Mugiyama [2021] 及び本研究
Nonroutine Analytical	Math	Math	Analyzing data/ information Thinking creatively Interpreting information for others	同左
Nonroutine Interactive	Direction, Control, Planning	Persuasion	Establishing and maintaining personal relationships Guiding, directing, motivating subordinates Coaching/ developing others	同左
Routine Cognitive	Set limits, tolerances, or standards	Equipment and control	Importance of repeating the same tasks Importance of being exact or accurate Structured vs unstructured work	同左
Routine Manual	Finger dexterity	Repairing	Pace determined by speed of equipment Speed time making repetitive motions Controlling machines and processes	同左
Nonroutine Manual	Eye, hand, foot coordination	Personal assistance service	Spend time using hands to handle, control, feel objects, tools, or controls Operating vehicles, mechanized devices, or equipment Manual dexterity* Spatial orientation*	同左 (*を除く)

Note: 本表は、Komatsu and Mugiyama (2021) を改変したものである。Autor et al. (2003), Ikenaga and Kambayashi (2016), Acemoglu and Autor (2011), and Komatsu and Mugiyama (2021) と本研究は、Dictionary of Occupational Titles (DOT)、キャリアアマトリクス、O\*NET、日本版 O-NET をもとに計算されている。\* は O-NET の “Abilities” カテゴリーの数値情報であることを表す。

### 3.2.2 通勤圏別就業者数

まず、通勤圏の定義は、Tolbert and Sizer (1996) の手法を日本のデータに適用したAdachi et al. (2020b) の定義に従い、市町村合併が進んだ最新（2015年）の区分を利用した。

通勤圏別のデータを集約する際には賃金構造基本調査の個票データを用いた。具体的には、職業別タスクスコアを集約する際には通勤圏別職業別シェアを、それ以外のデータを集約する際には通勤圏別産業別シェアを用いている。また、35歳以上比率、50歳以上比率、高卒比率、4大卒比率、女性比率も同データから計算した。なお、産業区分は12、職業区分は130となっており、データが利用可能な1980、1985、1989～2018年の値を利用した。したがって、推計期間も同期間となっている。<sup>6</sup>タスクスコアとの接続には、Komatsu and Mugiyama (2021) が提供する2005年基準の接続表を利用した。

### 3.2.3 ICT資本ストック、その他の変数

産業別ICT資本ストックは、日本産業生産性データベース（JIPデータベース）より作成した（JIPデータベースの詳細は、Fukao et al. (2007)、Fukao et al. (2021) を参照）。具体的には、1995年から2018年までの期間については、JIP2018の投資資産表に掲載されている情報機器、通信機器、コンピューターソフトウェアを足して求めた。それ以前の期間についてはJIP2015のITCストックを成長率で簡易遡及推計した。なお、JIP2018とJIP2015を接続する際には、JIP2018で提供されている産業対応表に従い、接続を行った。また、産業別ICT価格については、同投資資産表の掲載の名目投資額を実質投資額で割って算出した。

グローバル化要因の計算に用いる産業別輸出・輸入についてはJIP統計を利用した。またロボット化要因については、Arai et al. (2021) で構築されたロボット資本ストックを使用した。具体的には、日本ロボット工業会が提供する「ロボット産業需給動向（産業ロボット編）」に掲載のB表（マニピュレーター、ロボット及び応用システム（需要部門別一用途別）出荷統計）を利用し、用途別平均単価を用いて産業別出荷数量を求め、そこからロボット投資額を算出したうえで、恒久棚卸法で資本ストックを積み上げて計算した。その際には、Graetz and Michaels (2018) に従い、除却率は10%とした。

---

<sup>6</sup> 具体的産業区分は鉄鋼、非鉄金属、金属製品、一般機械器具、電気機械器具、輸送用機械器具、食品・飲料・タバコ・飼料、パルプ、紙製品、印刷業、化学、窯業土石、その他製造業、非製造業である。

## 4 分析結果

表2、3は通勤圏別推定の結果である。表2に示された結果によれば、ICTの導入により、非定例・分析的や相互的のタスク量が増加したことが分かる。定例・認知的タスクはパラメータが小さい一方で、推定誤差は大きく、ゼロと有意に異なる。その一方で、定例・非定例の手作業タスクは減少した。これらの結果は、手作業のタスクから、非定例の分析的・相互的タスクへの代替が起こったことを示唆している。

本研究の結果は、労働市場における2極化と関連付けられる。Autor et al. (2003)は、非定例の分析的タスクや相互的タスクは、問題解決・直観・説得・創造性を要するタスクであり、高度な教育水準と分析的能力をもつ労働者に適しているとしている。その一方で、定例・非定例の手仕事タスクは、反復的な生産作業や自動車の運転、食事の準備やカーペットの導入など、高度な教育水準を要しないタスクであるとしている。したがって、表2の結果は、ICTの導入に伴って、ハイスキル労働者が比較優位を持つタスクに対する需要が高まる一方、ミドルあるいはロースキルの労働者が実行することが多いタスクに対する需要が低下したことを示している。

本研究の結果は、先行研究とも整合的である。わが国のデータを用いてICT導入がタスクインプットに与えた影響を分析したIkenaga and Kambayashi (2016)は、非定例相互的タスクが増加するとともに定例タスクが減少したことを報告している。したがって、ICTの導入が労働市場の2極化を進める方向に寄与したという点では一致している。ただし、非定例・分析的タスクが統計的に有意に増加したかどうか、定例・認知的タスクが減少したかどうか、などの点で違いも残っている。本研究とIkenaga and Kambayashi (2016)の違いは大きく2つある。第一には、本研究が通勤圏別推定を用いて労働者が直面する地域労働市場内での影響を分析しているのに対し、先行研究は産業別推定を用いて、一国全体を単一の労働市場と見なして推計を行っている点である。第二には、用いているタスクスコアが異なる点である。Ikenaga and Kambayashi (2016)はキャリアマトリクスを利用してAutor et al. (2003)と同様のタスクスコアを計算して分析に用いている一方、本研究では日本版 O-NET を利用して計算してAcemoglu and Autor (2011)と同様のタスクスコアを作成している(表1)。用いている変数の定義に違いがあり、両研究の結果の違いの原因を厳密に特定化することは難しい。しかし、対象とする労働市場の範囲やタスクスコアの計算方法に違いがあったとしても、ICTの導入がハイスキルの労働者と補完的であるのに対して、ミドルあるいはロースキルの労働者と代替的であるという、よく似た結論が導かれることは興味深いと言えよう。

本研究の分析の留意点の一つは、ICTストックが内生変数であることである。左辺のタスクスコアを作成する際に用いた労働市場の変数とICTストックが同時決定であるため、表2に示された

Table 2: 通勤圏別分析の結果 (I)

タスクの内容	説明変数				
	$S_{i,t}^1$ 非定例 分析的	$S_{i,t}^2$ 非定例 相互的	$S_{i,t}^3$ 定例 認知的	$S_{i,t}^4$ 定例 手作業	$S_{i,t}^5$ 非定例 手作業
(I) OLS					
$\ln(K_{i,t})$	0.117*** (0.025)	0.168*** (0.033)	0.008 (0.018)	-0.103*** (0.026)	-0.044** (0.021)
2-way FE	✓	✓	✓	✓	✓
Demographic controls	✓	✓	✓	✓	✓
Globalization controls	✓	✓	✓	✓	✓
Robotization controls	✓	✓	✓	✓	✓
Obs.	7124	7124	7124	7124	7124
$R^2$	0.184	0.263	0.137	0.200	0.319

Note: \*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$ . いずれも 2-way 固定効果モデルによる推計。推定には、通勤圏固定効果、時点固定効果、人口動態要因、グローバル化要因、ロボット化要因の各コントロール変数を用いた。 $S_{c,t}^k$  と  $K_{c,t}$  は、通勤圏  $c$  における  $k$  番目のタスクスコアと ICT に対するエクスポージャーを表す。カッコ内はロバスト標準誤差を表している。推計では、各年の通勤圏別 ICT ストックでウェイト付けを行った。

Table 3: 通勤圏別分析の結果 (II)

タスクの内容	説明変数				
	$S_{i,t}^1$ 非定例 分析的	$S_{i,t}^2$ 非定例 相互的	$S_{i,t}^3$ 定例 認知的	$S_{i,t}^4$ 定例 手作業	$S_{i,t}^5$ 非定例 手作業
(II) 2SLS					
$\ln(K_{i,t})$	0.133*** (0.029)	0.176*** (0.035)	0.004 (0.024)	-0.111*** (0.029)	-0.035 (0.025)
2-way FE	✓	✓	✓	✓	✓
Demographic controls	✓	✓	✓	✓	✓
Globalization controls	✓	✓	✓	✓	✓
Robotization controls	✓	✓	✓	✓	✓
Obs.	7124	7124	7124	7124	7124
Weak instrument $F$ -stat	1.6e+04	1.6e+04	1.6e+04	1.6e+04	1.6e+04

Note: \*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$ . いずれも 2-way 固定効果モデルを用いて、ICT 価格を操作変数とする 2 段階最小二乗法による結果を示している。推定には、通勤圏固定効果、時点固定効果、人口動態要因、グローバル化要因、ロボット化要因の各コントロール変数を用いた。 $S_{c,t}^k$  と  $K_{c,t}$  は、通勤圏  $c$  における  $k$  番目のタスクスコアと ICT に対するエクスポージャーを表す。カッコ内はロバスト標準誤差であり、 $F$  値は弱い操作変数に関する Cragg-Donald Wald  $F$  統計量を表している。推計では、各年の通勤圏別 ICT ストックでウェイト付けを行った。

結果は内生性によって推計値が影響を受ける可能性がある。そのため、表3では、ICT 価格を操作変数とする 2 段階推定法による推定結果を示した。ここでの ICT 価格は、JIP 統計の産業別名目 ICT 投資額を同実質 ICT 投資額で割ったデフレーターを、期初時点における通勤圏内の産業別就業者ウェイトを利用して集計したものである。推計結果によれば、非定例・手仕事タスクの標準誤差が若干大きくなったものの、OLS による結果と大きくは変わらない。すなわち、手作業に関連するタスクが相対的に減少する一方、非定例の分析・相互的タスクが増加し、ICT の導入が労働市場の 2 極化の一因となったという結論は維持される。なお、第一段階の  $F$  統計量 (Cragg-Donald Wald  $F$  統計量) は十分に大きく、したがって弱い操作変数の問題が生じている可能性は小さい。

上記の分析では全てのコントロール変数を入れた状態で推計を行っているが、特定のコントロール変数の加除に関するセンシティブリティを見るため、表4では、コントロールを追加して分析結果がどのように変化するかを示している。これによると、人口動態要因を加えると非定例・手仕事タスクが有意になるという変化があるものの、コントロール変数の加除によって符号は変化せず、推定はコントロール変数の選択によって大きく左右されるということはないと判断できる。



Table 4: 通勤圏別分析の結果:追加分析

タスクの内容	説明変数				
	$S_{i,t}^1$ 非定例 分析的	$S_{i,t}^2$ 非定例 相互的	$S_{i,t}^3$ 定例 認知的	$S_{i,t}^4$ 定例 手作業	$S_{i,t}^5$ 非定例 手作業
(I) 2-way 固定効果のみ					
$\ln(K_{i,t})$	0.139*** (0.028)	0.181*** (0.033)	0.013 (0.020)	-0.084*** (0.026)	-0.013 (0.020)
Obs.	7124	7124	7124	7124	7124
$R^2$	0.067	0.149	0.025	0.045	0.034
(II) 2-way 固定効果+人口動態要因					
$\ln(K_{i,t})$	0.126*** (0.026)	0.173*** (0.035)	0.012 (0.018)	-0.098*** (0.028)	-0.037* (0.020)
Obs.	7124	7124	7124	7124	7124
$R^2$	0.179	0.239	0.135	0.147	0.310
(III) 2-way 固定効果+人口動態要因+グローバル化要因					
$\ln(K_{i,t})$	0.124*** (0.027)	0.182*** (0.036)	0.010 (0.018)	-0.115*** (0.028)	-0.043** (0.022)
Obs.	7124	7124	7124	7124	7124
$R^2$	0.180	0.249	0.135	0.180	0.314
(IV) 2-way 固定効果+人口動態要因+グローバル化要因+ロボット化要因					
$\ln(K_{i,t})$	0.117*** (0.025)	0.168*** (0.033)	0.008 (0.018)	-0.103*** (0.026)	-0.044** (0.021)
Obs.	7124	7124	7124	7124	7124
$R^2$	0.184	0.263	0.137	0.200	0.319

Note: \*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$ . いずれも 2-way 固定効果モデルによる推計。 $S_{c,t}^k$  と  $K_{c,t}$  は、通勤圏  $c$  における  $k$  番目のタスクスコアと ICT に対するエクスポージャーを表す。カッコ内はロバスト標準誤差。推計では、各年の通勤圏別 ICT ストックでウエイト付けを行った。

## 5 結語

本稿では、日本版 O-NET の職業別数値情報を用いて計算されたタスクスコアを用いて、タスク偏向技術進歩としての ICT が、通勤圏別労働市場で、どのような影響を与えてきたか、について分析した。推定結果をみると、ICT 導入に伴い、非定例・分析的や相互的のタスク量が増加した一方、定例・非定例の手作業タスクは減少したことがわかった。この結果は、日本において、ICT 導入に伴って、ハイスキル労働者が比較優位を持つタスクに対する需要が高まる一方、ミドルあるいはロースキル労働者が実行することが多いタスクに対する需要が低下したことを示唆している。

## References

- Abe, Yukiko**, “The Equal Employment Opportunity Law and labor force behavior of women in Japan,” *Journal of the Japanese and International Economies*, 2011, 25 (1), 39–55.
- Acemoglu, Daron and David Autor**, “Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings,” in O. Ashenfelter and D. Card, eds., *Handbook of Labor Economics*, Vol. 4 of *Handbook of Labor Economics*, Elsevier, 2011, chapter 12, pp. 1043–1171.
- **and Pascual Restrepo**, “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets,” *Journal of Political Economy*, 2020, 128 (6), 2188–2244.
- **and Veronica Guerrieri**, “Capital Deepening and Nonbalanced Economic Growth,” *Journal of Political Economy*, June 2008, 116 (3), 467–498.
- **, Claire Lelarge, and Pascual Restrepo**, “Competing with Robots: Firm-Level Evidence from France,” *AEA Papers and Proceedings*, May 2020, 110, 383–388.
- Adachi, Daisuke**, “Robots and Wage Polarization: The Effects of Robot Capital by Occupations,” Technical Report, Yale University 2021.
- **, Daiji Kawaguchi, and Yukiko Saito**, “Robots and Employment: Evidence from Japan, 1978-2017,” Discussion papers 20051, Research Institute of Economy, Trade and Industry (RIETI) May 2020.
- **, Taiyo Fukai, Daiji Kawaguchi, and Yukiko Saito**, “Commuting Zones in Japan,” Discussion papers 20021, Research Institute of Economy, Trade and Industry (RIETI) March 2020.

- Aghion, Philippe, Celine Antonin, Simon Bunel, and Xavier Jaravel**, “What Are the Labor and Product Market Effects of Automation?: New Evidence from France,” Sciences Po publications info:hdl:2441/170cd4sul89, Sciences Po July 2020.
- Arai, Kosuke, Ipppei Fujiwara, and Toyochiro Shirota**, “Robot Penetration and Task Changes,” Discussion papers 21093, Research Institute of Economy, Trade and Industry (RIETI) November 2021.
- Autor, David H. and David Dorn**, “The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market,” *American Economic Review*, August 2013, 103 (5), 1553–1597.
- , – , and **Gordon H. Hanson**, “The China Syndrome: Local Labor Market Effects of Import Competition in the United States,” *American Economic Review*, October 2013, 103 (6), 2121–2168.
- , **Frank Levy, and Richard J. Murnane**, “The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration,” *The Quarterly Journal of Economics*, 2003, 118 (4), 1279–1333.
- , **Lawrence F. Katz, and Alan B. Krueger**, “Computing Inequality: Have Computers Changed the Labor Market?,” *The Quarterly Journal of Economics*, 1998, 113 (4), 1169–1213.
- Berman, Eli, John Bound, and Zvi Griliches**, “Changes in the Demand for Skilled Labor within U. S. Manufacturing: Evidence from the Annual Survey of Manufactures,” *The Quarterly Journal of Economics*, 1994, 109 (2), 367–397.
- Bessen, James, Maarten Goos, Anna Salomons, and Wiljan van den Berge**, “Automatic Reaction - What Happens to Workers at Firms that Automate?,” Technical Report 2019.
- Bound, John and George Johnson**, “Changes in the Structure of Wages in the 1980’s: An Evaluation of Alternative Explanations,” *American Economic Review*, 1992, 82 (3), 371–92.
- Comin, Diego, Danial Lashkari, and Marti Mestieri**, “Structural Change With Long-Run Income and Price Effects,” *Econometrica*, January 2021, 89 (1), 311–374.
- Dauth, Wolfgang, Sebastian Findeisen, and Jens Suedekum**, “THE RISE OF THE EAST AND THE FAR EAST: GERMAN LABOR MARKETS AND TRADE INTEGRATION,” *Journal of the European Economic Association*, 2014, 12 (6), 1643–1675.
- , – , – , and **Nicole Woessner**, “The Adjustment of Labor Markets to Robots,” *Journal of the European Economic Association*, May 2021.

- de Vries, Gaaitzen J., Elisabetta Gentile, Sebastien Miroudot, and Konstantin M. Wacker,** “The rise of robots and the fall of routine jobs,” *Labour Economics*, 2020, 66 (C).
- Dekle, Robert,** “Robots and industrial labor: Evidence from Japan,” *Journal of the Japanese and International Economies*, 2020, 58 (C).
- Felbermayr, Gabriel, Julien Prat, and Hans-Joerg Schmerer,** “Trade and unemployment: What do the data say?,” *European Economic Review*, 2011, 55 (6), 741–758.
- Fujiwara, Ippei and Feng Zhu,** “Robots and labour: implications for inflation dynamics,” in Bank for International Settlements, ed., *Inflation dynamics in Asia and the Pacific*, Vol. 111 of *BIS Papers chapters*, Bank for International Settlements, December 2020, pp. 41–49.
- Fukao, Kyoji, Kenta Ikeuchi, Tomohiko Inui, Hyeog-Ug Kwon, Young-Gak Kim, Shinji Tahara, Joji Tokui, Tatsuji Makino, Toshiyuki Matsura, and Tsutomu Miyagawa,** “JIP Database 2018: Estimation Procedures and Overview (in Japanese),” Technical Paper Series 21-T-001, Research Institute of Economy, Trade and Industry (RIETI) January 2021.
- , **Sumio Hamagata, Tomohiko Inui, Keiko Ito, Hyeog-Ug Kwon, Tatsuji Makino, Tsutomu Miyagawa, Yasuo Nakanishi, and Joji Tokui,** “Estimation Procedures and TFP Analysis of the JIP Database 2006 Provisional Version,” Discussion papers 07003, Research Institute of Economy, Trade and Industry (RIETI) January 2007.
- Goos, Maarten, Alan Manning, and Anna Salomons,** “Job Polarization in Europe,” *American Economic Review*, May 2009, 99 (2), 58–63.
- **and —,** “Lousy and Lovely Jobs: The Rising Polarization of Work in Britain,” *The Review of Economics and Statistics*, 2007, 89 (1), 118–133.
- Graetz, Georg and Guy Michaels,** “Robots at Work,” *The Review of Economics and Statistics*, December 2018, 100 (5), 753–768.
- Hanoch, Giora,** “Production and Demand Models with Direct or Indirect Implicit Additivity,” *Econometrica*, May 1975, 43 (3), 395–419.
- Humlum, Anders,** “Robot Adoption and Labor Market Dynamics,” Technical Report, Princeton University 2019.
- Ikenaga, Toshie,** “Bipolarization in Japanese labor markets and demand for nonroutine-low skilled employment,” *The Japanese Journal of Labour Studies*, 2011, (608), 71–87.

- **and Ryo Kambayashi**, “Task Polarization in the Japanese Labor Market: Evidence of a Long-Term Trend,” *Industrial Relations: A Journal of Economy and Society*, April 2016, 55 (2), 267–293.
- Juhn, Chinhui, Kevin Murphy, and Brooks Pierce**, “Wage Inequality and the Rise in Returns to Skill,” *Journal of Political Economy*, 1993, 101 (3), 410–42.
- Katz, Lawrence and Kevin M. Murphy**, “Changes in Relative Wages, 1963–1987: Supply and Demand Factors,” *The Quarterly Journal of Economics*, 1992, 107 (1), 35–78.
- Koch, Michael, Ilya Manuylov, and Marcel Smolka**, “Robots and Firms,” *The Economic Journal*, 01 2021, 131 (638), 2553–2584.
- Komatsu, Kyoko and Ryota Mugiya**, “Potential for applied research using numerical information from the Japanese version of O-NET: Task trend analysis as an example (in Japanese),” Technical Report, JILPT Discussion Paper 21-11 2021.
- Levy, Frank and Richard Murnane**, “U.S. Earnings Levels and Earnings Inequality: A Review of Recent Trends and Proposed Explanations,” *Journal of Economic Literature*, 1992, 30 (3), 1333–81.
- Mann, Katja and Lukas Puttmann**, “Benign Effects of Automation: New Evidence from Patent Texts,” *The Review of Economics and Statistics*, 08 2021, pp. 1–45.
- Matsuyama, Kiminori**, “Engel’s Law in the Global Economy: Demand-Induced Patterns of Structural Change, Innovation, and Trade,” *Econometrica*, March 2019, 87 (2), 497–528.
- Sato, Ryuzo**, “The Most General Class of CES Functions,” *Econometrica*, Sept.-Nov 1975, 43 (5-6), 999–1003.
- Spitz-Oener, Alexandra**, “Technical Change, Job Tasks, and Rising Educational Demands: Looking outside the Wage Structure,” *Journal of Labor Economics*, 2006, 24 (2), 235–270.
- Tolbert, Charles M. and Molly Sizer**, “U.S. Commuting Zones and Labor Market Areas: A 1990 Update,” Staff Reports 278812, United States Department of Agriculture, Economic Research Service September 1996.
- 阿部, 正浩**, 日本経済の環境変化と労働市場, 東洋経済新報社, 2005.
- 池永, 肇恵**, “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, 2009, 584.

—, “情報通信技術（ICT）が賃金に与える影響についての考察,” 日本労働研究雑誌, 2015, 663.

櫻井, 宏次郎, “技術進歩と人的資本 – スキル偏向的技術進歩の実証分析,” 経済経営研究, 2004, 25

(1).