

内閣府経済社会総合研究所請負

我が国における AI 技術の導入に伴う雇用環境への影響に関する  
調査研究 報告書

平成 31 年 3 月  
エム・アール・アイ リサーチアソシエイツ株式会社



## 1. はじめに

近年、革新的な技術の発展が目覚ましいAIやIoT、ロボット等の革新的な技術は、多様な領域で社会実装されてきており、労働市場にも大きく影響すると考えられる。その影響の大きさについて、Frey and Osborne (2017)<sup>1</sup>は「米国の雇用者のうち約47%が就いている仕事は今後10~20年の間に技術に置き換えられるリスクが高い」と予測し、AI等の技術により労働が代替され、労働市場に大きな負の影響を与えるのではないかと見方を示した。一方、Arntz, Gregory and Zierahn (2016)は「職業ベースのアプローチからタスクベースのアプローチにすれば、技術に置き換えられるリスクの高い仕事の割合はOECD加盟国21ヶ国平均で9%である」と試算し、AIによる代替が進むものの、あくまで部分的な影響にとどまるとの見方を示している<sup>2</sup>。

Frey and Osborne (2017)、Arntz, Gregory and Zierahn (2016)の試算は、あくまでも機械学習に基づく将来予測であり、これまでのAI導入に伴うデータに基づいた実証分析ではない。また、AIが労働市場に与えた影響に関しての実証分析はほとんど行われていない。

さて、1970年代から、労働経済学では、学歴を代理変数とするスキルモデルで賃金プレミアムに関する理論・実証分析が行われてきた。しかし、1990年代以降、高学歴化が進むと学歴間の賃金プレミアムは上昇しなくなる一方、学歴に必ずしも依存しない所得格差の拡大がみられるようになった。Autor, Levy and Murnane (2003)は2種類のタスクから構成されるタスクモデルを開発し、タスクベースの賃金格差を説明した。しかし、賃金格差の「拡大」は2種類のタスクでは説明されないため、Acemoglu and Autor (2011)は高スキル、中スキル、低スキルの3種類のタスクから構成されるタスクモデルで格差の拡大の説明を試みた。

北原 (2018)によると、タスクと職業は「『task (タスク=業務)』、『job (ジョブ=職務)』、『occupation (職業)』、『skill (技能)』の概念について整理すると、タスクはジョブや職業の最小単位であり、労働者のこなす具体的な作業のことを指し、こうしたタスクの実行のために労働者が備えるべき能力がスキルである。」と定義されている。

本調査では、労働者のうちFrey and Osborne (2017)において負の影響を受ける可能性が高いとされた職業従事者と、労働現場の実態を把握している管理職の双方に対して、AI導入による労働時間、職場の労働者数、タスクの傾向等についてwebアンケート調査を行い、独自にタスクの変化を示す3種類のノン・ルーティンタスク指数を作成し、タスクベースでの実証分析を試みた。加えて、AI、IoT技術の開発や導入が米国と比較して進展

<sup>1</sup> 初出は「Frey, C.B. and M.A. Osborne (2013), *The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerization?*, University of Oxford.」である。

<sup>2</sup> 詳細な議論については、北原 (2018) を参照。

が緩やかであるとの指摘もあり、その技術の開発や導入を行う日本のIT、AI技術者の現状についても分析・考察した。

## 2. 調査の目的・方針

本調査の目的は以下の2点である。

- ・ 日本におけるAIの導入状況とそれによる労働の変化（代替による労働者の変化）の実態を、労働者および管理職へのアンケート調査と企業へのヒアリング調査を用いて明らかにする。
- ・ 日本のIT、AI技術者が企業内の職能集団となって、海外企業のように生産性を向上させる存在になっていない理由、また、日本のIT・AI企業に国際的な競争力がない理由について、エンジニアへのアンケート調査、企業へのヒアリング調査等を用いて検証する。

アンケート調査はweb上の登録モニターに対して行い、労働者調査（A調査）、管理職調査（B調査）、エンジニア調査を行い、その結果について、パネルデータ分析等を用いた実証分析を行う。分析に際してはDID分析<sup>3</sup>を用いることとする。

ヒアリング調査は、AIを開発している企業、AIを利活用している企業の双方に行い、現実の企業での開発・利活用の実態を把握すると同時に、本調査の実証分析の結果と整合的であるかどうかを把握する。

## 3. データ

### (1) データの収集方法（資料1参照）

労働者調査（A調査）、管理職調査（B調査）、エンジニア調査では、民間調査会社を通じて、登録しているモニターに対してwebアンケート調査を行った。

A調査では、Frey and Osborne（2017）において負の影響を受ける可能性が高いとされた5職業（受付、経理事務、検査（品質管理）、販売・売り場担当、人事）を対象とした。webアンケート調査での対象の絞り込みは、できるだけ同質的な集団のサンプルを確保することを目的として、就業状態、職種（大区分）、職種（小区分）、職業の順にアンケート回

<sup>3</sup> Difference-in-Differences、「差分の差分」分析。ある処置の効果について、処置を受けた対象（Treatment Group）と受けていない対象（Control Group）のサンプルを複数時点で比較した差から推計する横断面前後差分析のこと。

答者を選別した<sup>4</sup>。なお、本調査で得られたサンプルの産業別の分布について、日本全体の雇用者の分布との比較を行ったところ、調査対象としている職業区分から製造業や卸売業、小売業の従事者の割合がやや高いものの、全体としては大きな偏りはなく集計されていることが確認された。

B 調査では、労働者への影響を補完するために管理職への調査を行った。A 調査と同様の方法で管理職を選別しているが、幅広い役職のサンプリングを行っている。エンジニア調査でも同様に IT エンジニアを選別し、調査を行った。

なお、それぞれの調査の単純集計表は資料 2-1、2-2、2-3 の通りである。

## (2) ノン・ルーティンタスク指数 (=Non-Routine Task Index) の作成方法

### ① 指標作成の概要

AI の導入が業務にどのような影響を及ぼすかを分析するため、本調査では、特に、タスクの routine/non-routine の度合いを示す指標として、Non-Routine Task Index (=NRTI) を作成し、その変化を計測することとした。NRTI は、non-routine 性の評価軸である①反復度、②意思決定、③対話<sup>5</sup>の要素から構成される。

### ② 指標作成の方法

#### 1) 方針

Arntz, Gregory and Zierahn (2016) や Nedelkoska and Quintini (2018) では、AI 導入の影響は職業ベースではなくタスクベースで観察されること、また、職業のタスク構成は各労働者によって異なることが提案されている。したがって、各労働者のタスクレベルでの non-routine 性 (=Intensity) について、現在/過去の 2 時点で把握した上、それらをタスクの量を考慮に入れつつ合計した労働者単位の NRTI を時点ごとに作成する。

ここで、当該タスクの量 (=Volume) を用いれば、各労働者 ( $j$ ) の各時点 ( $t$ ) の NRTI は、

$$NRTI_{j,k,t} = \sum_i Volume_{i,j,t} \times Intensity_{i,j,k,t} \quad (1)$$

<sup>4</sup> このほか、現在のポジションについてからの勤続年数によるスクリーニングも行っており、1 年未満の場合は対象から外している。

<sup>5</sup> 脚注 7 参照。

として求められる。ただし、 $i$ はタスク、 $k$ は non-routine 性の評価軸である。NRTI はその値が高いほど、その non-routine 性が高くなる。

よって、各労働者の NRTI の変化は、

$$\Delta NRTI_{j,k} = NRTI_{j,1} - NRTI_{j,0} \quad (2)$$

と求めることができる。

以下、調査設計の詳細を説明する。

## 2) 調査設計

タスクレベルで *Volume* および *Intensity* のデータを得るため、(1) 各職業のタスク分解の検討、(2) *Volume* および *Intensity* を把握できる質問の検討を行い、調査票を作成した。

まず(1)について、タスクベースの調査票の設計方法には、大きく分けて、2つのパターンが考えられる。1つ目は、全職業に共通するタスク分類を用いることである。ただし、この設問形式では、例えば販売担当者に、「従事している業務のうち、“意思決定度の高いタスク”の占める割合はどの程度か」などと抽象的な質問をすることとなり、イメージがしづらく、実態に即した回答を得ることが難しいと予想される。次に、実態に即した回答を得るためには、回答者が従事していると想定されるタスクを列挙し、そのタスクについて質問することが考えられる。ただし、こうした具体化のためには、職業別のタスクを質問者側から設定することが必要であり、その設定に回答が左右される可能性がある。

本調査では、実態に即した回答の収集を最優先に、後者の方法を採用し、職業ごとのタスク分解を行った上、それぞれのタスクについて *Volume* および *Intensity* について問うこととした。職業のタスクの分解には、各職業でどのような業務がなされているかの情報が重要であるが、日本の労働市場では、諸外国と比較すると job description は少ない。そこで、厚生労働省が運営している「ハローワークインターネットサービス」<sup>6</sup>の求人情報等を基に、各

<sup>6</sup> <https://www.hellowork.go.jp/>

図表 1

職業を 4~10 個のタスクへと分解した (図表 1 参照)。

次に(2)について、まず、タスクごとの *Volume* は、タスクごとの労働時間の割合で測ることとした。また、タスクごとの *Intensity* は、non-routine 性についての 3 から 4 つの選択肢で測ることとした。先行研究<sup>7</sup>をもとに、本調査では、回答者にとってのわかりやすさや負担を考慮し、①反復度、②意思決定、③対話の 3 つの票素からなる設問を作成した。

### 3) 指標化

web アンケート調査の回答データを用いて、(1), (2)式に基づいた NRTI の指標を作成した。A 調査 Q15-X1~Q17-X6 の設問 (資料 3 参照) により、現在/当該タスク開始時の 2 時点についての、タスクごとの①反復度、②意思決定、③対話の度合いが、3~4 段階の区分

で得られる (この回答値を *Variable I* とする。 *Variable I* は 1 から 3 および 4 までの整数値であり、程度が高いほど、数値が小さい。図表 2 参照)。

タスク分解

職業	タスク
受付	1 対面での来客対応
	2 非対面での来客対応
	3 社内事務
	4 その他
経理事務	1 日次業務
	2 月次業務
	3 年次業務
	4 その他
検査 (品質管理)	1 目視点検
	2 化学的な検査
	3 外観検査 (表面検査)
	4 官能検査
	5 分析補助
	6 合否判定
	7 梱包・出荷
	8 検査環境の整備
	9 報告・書類作成
	10 その他
販売	1 対面での接客対応
	2 非対面での接客対応
	3 在庫管理
	4 販売支援
	5 その他
人事	1 人事企画
	2 採用関連業務
	3 教育・研修関連
	4 評価関連
	5 労務関連
	6 その他

図表 2 : 調査票での回答例

職業	タスク	X1,2回答 (反復度) 【過去】			
		あてはまる	ややあてはまる	ややあてはまらない	あてはまらない
受付	1 対面での来客対応			○	
	2 非対面での来客対応		○		
	3 社内事務	○			
	4 その他				○

=

職業	タスク	X1,2回答 (反復度) 【過去】
受付	1 対面での来客対応	3
	2 非対面での来客対応	2
	3 社内事務	1
	4 その他	4

<sup>7</sup> ルーティン性の計測指標 RTI (=routine task index) の作成およびそれを用いた分析を行っている、Autor and Dorn (2013)、DeLaRica and Gortazar (2016) 等を参考にした。

ここでは簡便化のため、各区分は等間隔であると仮定<sup>8</sup>する。程度が高い（回答値が小さい）ほど non-routine 性が高いと考えられる②意思決定および③対話の数値は反転させ、routine 性質が高いと考えられる①反復度の数値はそのまま用いることとした。このタスクごとの non-routine 性の度合いを、調査票 X11～X12 の設問から得られる、当該タスクへ従事している時間割合（この回答値を Variable V とする。Variable V は 1～100 までの整数値であり、各労働者における全タスクでの合計値が 100 となる。）をウェイトに加重平均して、指標化した<sup>9</sup>。すなわち、反復（ $k = 1$ ）では、

$$NRTI_{j,1,t} = \sum_i (\text{Variable } V_{i,j,t} * \frac{1}{100}) \times \text{Variable } I_{i,j,t}$$

意思決定、対話（ $k = 2,3$ ）では、

$$NRTI_{j,2,t} = \sum_i (\text{Variable } V_{i,j,t} * \frac{1}{100}) \times (5 - \text{Variable } I_{i,j,t})$$

$$NRTI_{j,3,t} = \sum_i (\text{Variable } V_{i,j,t} * \frac{1}{100}) \times (4 - \text{Variable } I_{i,j,t})$$

となる。ここで、具体例を考える。

例えば ID=100 の労働者の職業が「受付」で、図表 3 のような回答を得たとする。このとき、

$$\begin{aligned} NRTI_{100,1,0} &= \sum_i (\text{Variable } V_{i,100,0} * \frac{1}{100}) \times (\text{Variable } I_{i,100,0}) \\ &= 0.2*3 + 0.4*2 + 0.3*1 + 0.1*4 = 2.1 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} NRTI_{100,1,1} &= \sum_i (\text{Variable } V_{i,100,1} * \frac{1}{100}) \times (\text{Variable } I_{i,100,1}) \\ &= 0.5*4 + 0.2*2 + 0.1*1 + 0.2*4 = 3.3 \end{aligned}$$

$$\Delta NRTI_{100,1} = NRTI_{100,1,1} - NRTI_{100,1,0} = 3.3 - 2.1 = 1.2$$

図表 3：試算に用いた回答例

職業	タスク	X11,12回答 (時間割合 (%))		X1,2回答 (反復度)	
		【過去】	【現在】	【過去】	【現在】
受付	1 対面での来客対応	20	50	3	4
	2 非対面での来客対応	40	20	2	2
	3 社内事務	30	10	1	1
	4 その他	10	20	4	4

<sup>8</sup> 例えば、「あてはまる」と「ややあてはまる」の差は、「ややあてはまる」と「あまりあてはまらない」の差に等しいと仮定している。

<sup>9</sup> 各時点の NRTI は 1 から 3 あるいは 4 までの区間で、その差  $\Delta NRTI$  は -8 あるいは -6 から 6 あるいは 8 までの区間で、それぞれ連続した値をとる。

### (3) データの概観

本節では、アンケート調査で得られたデータとそこから作成された指標の特徴について概観する。

#### ① ヒストグラムでみた特徴（A 調査）（資料 4 参照）

ヒストグラム「①労働時間変化 $\Delta H$ [時間]（1）職業：すべて 属性別：-」をみると、Control Group（Group 0）と Treatment Group（Group 1）の労働時間の減少している度数の割合は Control Group で相対的に少なく、Treatment Group で相対的に多い。

ヒストグラム「②労働者数の対数変化 $\Delta \ln N$ （1）職業：すべて 属性別：-」を見ると、Control Group と Treatment Group の労働者数の増加している度数の割合は Control Group で相対的に少なく、Treatment Group で相対的に多い。

「③non-routine 度変化(反復)  $\Delta NRTI_r$ 」、 「④non-routine 度変化(意思決定)  $\Delta NRTI_d$ 」、 「⑤non-routine 度変化(対話)  $\Delta NRTI_c$ 」のそれぞれのヒストグラム「（1）職業：すべて 属性別：-」を見ると、NRTI（反復）と NRTI（対話）では、Control Group と Treatment Group の NRTI 指数の増加している度数の割合は Control Group で相対的に少なく、Treatment Group で相対的に多い。しかし、「④non-routine 度変化(意思決定)  $\Delta NRTI_d$ 」においては、増加している度数の割合が多い一方で、減少している度数の割合も多く、AI 導入の効果を見極めることは難しい。

「⑥満足度変化  $\Delta S$ 」と「⑦継続意欲変化  $\Delta I$ 」のヒストグラム「（1）職業：すべて 属性別：-」においても、Control Group と Treatment Group の間に明確な差異を認めるのは困難である。

#### ② クロス表でみた特徴（A 調査、B 調査）

##### 1) A 調査（資料 5-1 参照）

A 調査のクロス表を変数との相関性から概観すると、労働時間が減少しているグループに AI 導入の割合が高い。また、職場の労働者数が増加した企業において AI 導入の割合が高い。「non-routine 度(反復)変化  $\Delta NRTI_1$ 」、 「non-routine 度(意思決定)変化  $\Delta NRTI_2$ 」は増加しているグループにおいて AI 導入割合が高い。「non-routine 度(対話)変化  $\Delta NRTI_3$ 」の変動幅別グループからは、AI 導入の割合の差異は見取れない。

「満足度変化  $\Delta S$ 」、 「継続意欲変化  $\Delta I$ 」に関しても同様である。

属性との相関性から概観すると、男女別では男性の方が AI 導入の割合が高く、学歴別では学歴が高い方が、AI 導入割合が高い。年齢別では、大きな差異はみられない。企

業規模別では規模が大きいほど AI 導入割合が高く、また、年収が高い方ほど AI 導入割合が高い。

次に、属性と被説明変数間の相関性を概観する。労働時間は、男性で減少しているのに対し、女性では増加している。年齢別では、20 代前半と 40 代前半以外の年代では減少している。学歴別では、短大・高専卒、大学卒、大学院卒で減少しているが、それ以外では増加している。企業規模別では、規模の小さな企業では増加しているのに対し、規模の大きな企業では減少している。年収別では、200 万円未満の労働時間が減少しているほかは、年収が高い方が、減少幅が大きくなる傾向にある。

職場の労働者数は、男性、女性とも増加している。年齢別にみると、ほぼ全世代で増加しているが、20 代前半、40 代後半、60 代前半の伸びが高い。学歴別では大学卒、大学院卒が増加している。企業規模別にみると、規模の小さい企業の労働者の伸びは低く、規模の大きな企業の伸びが高い。年収別では、年収の高い層で労働者が増加している傾向にある。

「non-routine 度(反復)変化  $\Delta$ NRTI1」は、男性で減少しており、女性では増加している。年齢区分でみると、20 代と 40 代後半で減少し、他の年代では増加している。学歴別では大卒、大学院卒では減少し、それ以外では増加している。企業規模別にみると、規模の小さい企業では増加している一方、規模の大きな企業では減少している。年収別にみると、年収の高い層で減少している傾向がある。

「non-routine 度(意思決定)変化  $\Delta$ NRTI2」は、男女ともに減少しているが、女性の方がより減少している。年齢別にみると、すべての年齢で減少しているが、比較的年齢が若い年代で減少している。学歴別にみると、大学院卒以外の学歴で減少している。企業規模別では、すべての規模で減少しているが、規模の小さな企業の減少が著しい。年収別では、年収の低い層で減少している傾向がある。

「non-routine 度(対話)変化  $\Delta$ NRTI3」は、男女ともに増加しているが、女性の方がより増加している。年齢別にみると、年齢が高い方が増加している傾向にある。学歴別には、学歴が高い方が増加している傾向にある。企業規模別にみると、規模の小さな企業において増加傾向がみられる。年収別にみると、年収が低い層で増加している傾向がある。

「満足度変化  $\Delta$ S」は、男女ともに減少しているが、女性の方がより減少している。年齢別にみると、20 代の満足度は上昇している一方、30 代から 40 代の減少が著しい。学歴別にみると、大学院卒では増加しているものの、学歴が低い層での低下幅が大きい。企

業規模別では、規模の小さな企業では満足度が低下し、規模の大きな企業では満足度が増加している。年収別では、年収が高い層では満足度が増加している場合もある。

「継続意欲変化 ΔI」では、男性が増加しているのに対し、女性は減少している。年代別では年齢が高いほど継続意向が高い傾向がある。学歴別では学歴が高い層ほど継続意向が高い傾向にある。企業規模別では、規模が大きい企業ほど継続意向が高い傾向にある。年収別では、低所得層と高所得層で継続意向が低く、中所得層では継続意向が相対的に高い。

## 2) B 調査 (資料 5-2 参照)

部下の総数の変化でみると、部下の総数が増加している企業では AI 導入比率が高い。正社員・正職員、契約社員・嘱託社員、パート・アルバイト、派遣社員・出向など他社に籍のある従業員でも同様の傾向がみられる。「臨時雇用者：1 か月未満の者」については不明確である。

管理職・企業の属性別にみると、男性よりも女性の方が職場での AI 導入比率が高い。年齢別にみると、年齢が若い方が、AI 導入比率が高い傾向にある。企業規模別にみると、起業規模が大きい方が、AI 導入比率が高い傾向にある。年収別にみると、年収が高い方が、AI 導入比率がやや高い傾向にある。役職別にみると、役職が上位にあるほど AI 導入比率が高い傾向にある。

次に管理職・企業の属性と被説明変数間の相関をみる。部下の総数の変化は男性管理職と女性管理職の間で差異はみられない。管理職の年齢が若い方が、部下の総数が増加する傾向にある。企業規模別にみると、企業規模が大きい方が、部下の総数が増加する傾向にある。管理職の年収が高い方が、部下の総数が増加する傾向にある。管理職の役職が高い方が、部下の総数が増加する傾向にある。

正社員・正職員の変化は男性管理職と女性管理職の間で差異はみられない。管理職の年齢が若い方が、正社員・正職員が増加する傾向にある。企業規模別にみると、企業規模が大きい方が、正社員・正職員が増加する傾向にある。管理職の年収と、正社員・正職員には明確な相関関係がみられない。管理職の役職と、正社員・正職員にも明確な相関関係はみられない。

契約社員・嘱託社員、パート・アルバイトの人数は男性管理職で増加している。管理職の年齢が若い方が、契約社員・嘱託社員、パート・アルバイトが増加する傾向にある。企業規模別にみると、企業規模が大きい方が、契約社員・嘱託社員、パート・アルバイトが増加する傾向にある。管理職の年収と、契約社員・嘱託社員、パート・アルバイト

の増減には明確な相関関係がみられない。管理職の役職と、契約社員・嘱託社員、パート・アルバイトの増減にも明確な相関関係はみられない。

派遣社員・出向など他社に籍のある従業員の数は男性管理職の方がやや増加している。管理職の年齢が若い方が、派遣社員・出向など他社に籍のある従業員が増加する傾向にある。企業規模別にみると、企業規模が小さい方が、派遣社員・出向など他社に籍のある従業員が増加する傾向にある。管理職の年収が低い方が、派遣社員・出向など他社に籍のある従業員が増加する傾向にある。管理職の役職と、派遣社員・出向など他社に籍のある従業員の増減にも明確な相関関係はみられない。

臨時雇用者の数は男性管理職で増加、女性管理職では減少している。30代、40代、60代前半の管理職で、臨時雇用者が増加する傾向にある。企業規模別にみると、企業規模が小さい方が、臨時雇用者が増加する傾向にある。管理職の年収が高い方が、臨時雇用者が増加する傾向にある。管理職の役職と、臨時雇用者の増減にも明確な相関関係はみられない。

以上から、属性によって AI 導入割合の傾向が異なる。また、労働時間、職場の労働者数、NRTI、満足度、継続意向についても属性による差異がみられることから、推計に当たっては、これをコントロールすることが求められる。

#### 4. モデル

Acemoglu and Restrepo (2018b) にならって、モデルを構築する。生産関数は以下の通りとなる。

$$Y = B \left( \frac{K}{I - N + 1} \right)^{I - N + 1} \left( \frac{L}{N - I} \right)^{N - I}, \quad (3)$$

where

$$B = \exp \left( \int_{N-1}^I \ln \gamma_M(x) dx + \int_I^N \ln \gamma_L(x) dx \right). \quad (4)$$

なお、Y:国内総生産、K:資本ストック、L:労働投入量、I:人間と機械が従事するタスクの閾値、N:タスク指数、 $\gamma_M(x)$ :自動化されたタスク(x)での AI・機械の生産性、 $\gamma_L(x)$ :タスク(x)での労働生産性である。

労働需要(均衡賃金)は

$$W = (N - I) \frac{Y}{L}. \quad (5)$$

となる。両辺に自然対数を取り、Iで微分すると

$$\frac{d\ln W}{dI} = \underbrace{\frac{d\ln(N-I)}{dI}}_{\substack{\text{Displacement} \\ \text{Effect} < 0}} + \underbrace{\frac{d\ln(Y/L)}{dI}}_{\substack{\text{Productivity} \\ \text{Effect} > 0}} \quad (6)$$

自動化の進展による排除効果と生産性向上効果のどちらの効果が上回るかによって労働需要（均衡賃金）の方向性が決定される。

なお、新しいタスクが追加された場合には、労働需要（=均衡賃金）は

$$\frac{d\ln W}{dN} = \underbrace{\ln\left(\frac{R}{\gamma_M(N-1)}\right) - \ln\left(\frac{W}{\gamma_L(N)}\right)}_{\substack{\text{Productivity} \\ \text{Effect} > 0}} + \underbrace{\frac{1}{N-1}}_{\substack{\text{Reinstatement} \\ \text{Effect} > 0}} \quad (7)$$

となり、増加することとなる。

自動化の進展はモデルの構造上、労働者にとってより高い労働生産性につながることから、労働時間の短縮が期待される。同様に労働者が従事する業務のノン・ルーティンタスク指数は上昇することが期待される。

満足度と継続意欲については、モデル化が困難であるため、他の変数と同様の推計式とする。

## 5. 推計式と推計結果

本章では前章のモデルで得られた式について、AI の導入を自動化の進展ととらえて定式化し、推計を行う。

(1) A 調査（推計結果：資料 6-1、6-2、6-3 参照）

① パネルデータ分析（資料 6-1 参照）

パネルデータ分析に当たっては、

被説明変数(= Y)：労働時間、NRTI（3 種）、満足度、継続意向、職場の労働者数  
それぞれについて、

説明変数(= Z)：性別、企業規模、学歴、年齢、年齢<sup>2</sup>、収入（賃金区分）

ダミー変数： $D_{year2018} \begin{cases} = 1 & \text{if } year = 2018 \\ = 0 & \text{if } year \neq 2018 \end{cases}$

$DID \begin{cases} = 1 & \text{if } year = 2018 \text{ and } AI \text{ 導入} \\ = 0 & \text{if } \text{それ以外} \end{cases}$

とし、以下の推計式を用いて、各被説明変数への AI 導入効果について、パネルデータで DID を推計する。

$$\begin{cases} Y_{i,2018 \text{ 以前}} = \alpha + \sum_j \gamma_j Z_{1,j} + \varepsilon \\ Y_{i,2018} = \alpha + \sum_j \gamma_j Z_{1,j} + D_{year2018} + DID + \varepsilon \end{cases} \quad (8)$$

for  $i \in I$ .

また、頑健性を確保するため、次の2つの方法でも推計している。

② 差分での同時方程式（資料 6-2 参照）

構造形が以下の(9)式であるとする。

$$\begin{cases} Y_{1,t} = \alpha_1 + \sum_{i,i \neq 1} \beta_i Y_{i,t} + \sum_j \gamma_{1,j} Z_j + \sum_k \delta_{1,k} * Dummy_k + \varepsilon_{1,t} \\ \vdots \\ Y_{7,t} = \alpha_7 + \sum_{i,i \neq 7} \beta_i Y_{i,t} + \sum_j \gamma_{7,j} Z_j + \sum_k \delta_{7,k} * Dummy_k + \varepsilon_{7,t} \end{cases} \quad (9)$$

(9)式の差分を取る。 $Z_j$ が属性データ（年齢、性別、学歴など）なので、

$$\begin{cases} \Delta Y_{1,t} = \sum_{i,i \neq 1} \beta_i \Delta Y_{i,t} + \sum_k \delta_{1,k} * Dummy_k + \varepsilon_{1,t} \\ \vdots \\ \Delta Y_{7,t} = \sum_{i,i \neq 7} \beta_i \Delta Y_{i,t} + \sum_k \delta_{7,k} * Dummy_k + \varepsilon_{7,t} \end{cases} \quad (10)$$

(10)式から、DID 推計の誘導形(4)式が得られる。

$$\begin{cases} \Delta Y_{1,t} = \sum_k \theta_{1,k} * Dummy_k + u_{1,t} \\ \vdots \\ \Delta Y_{7,t} = \sum_k \theta_{7,k} * Dummy_k + u_{7,t} \end{cases} \quad (11)$$

Dummy 変数は、年ダミーと DID である。

推計に当たっては、内生性を考慮し、2SLS を用いる。

なお、資料 6-2 には、誘導形を個別に推計した結果も表章している。

③ PS 法 (資料 6-3 参照)

傾向スコア (Propensity Scoring) 法を用いて、Average Treatment Effect を求める。これは、スコアリングするための変数を元に、ロジットモデルを用いて似た特性を持つ Treatment group と Control Group のサンプル同士をマッチングし、AI 導入の平均的な効果 (=Average Treatment Effect) を推計するものである。

(2) B 調査 (推計結果: 資料 6-2 参照)

① パネルデータ分析 (資料 6-1 参照)

パネルデータ分析に当たっては、

被説明変数(= Y) : 部下の人数、正社員・正職員の人数、契約社員・嘱託社員・パート・アルバイトの人数、派遣社員・出向など他社に籍のある従業員の人数、臨時雇用者 : 一か月未満の者の人数

それぞれについて、

説明変数(= Z) : 年齢、性別、企業規模、収入 (賃金区分)、役職 (役職区分)

ダミー変数 :  $D_{year2018} \begin{cases} = 1 & \text{if } year = 2018 \\ = 0 & \text{if } year \neq 2018 \end{cases}$

$$DID \begin{cases} = 1 & \text{if } year = 2018 \text{ and } AI \text{ 導入} \\ = 0 & \text{if } \text{それ以外} \end{cases}$$

とし、以下の推計式を用いて、各被説明変数への AI 導入効果について、パネルデータで DID を推計する

$$\begin{cases} Y_{i,2018 \text{ 以前}} = \alpha + \sum_j \gamma_j Z_{1,j} + \varepsilon \\ Y_{i,2018} = \alpha + \sum_j \gamma_j Z_{1,j} + D_{year2018} + DID + \varepsilon \end{cases} \quad (12)$$

for  $i \in I$ .

② PS 法 (資料 6-2 参照)

また、頑健性を確保するため、前項と同様に PS 法でも推計している。

(3) エンジニア調査（推計結果：資料 6-3 参照）

推計にあたっては、

被説明変数(= Y)：2017 年の年収

説明変数(= Z)：年齢、年齢<sup>2</sup>、性別、企業規模、TOEIC 得点、TOEFL 得点 (ibt)、  
TOEFL 得点 (itp)

ダミー変数(= D)：大卒、院卒、コンピュータサイエンス専攻、理系、TOEIC・TOEFL  
受験、海外 MA、海外 Ph.D、所属企業の海外展開意欲、海外業務担当（現  
在）、海外市場担当意欲（将来・継続）、起業意欲

とし、以下の推計式を用いている。

$$Y = \alpha + \sum_j \gamma_{1,j} Z_j + \sum_k \delta_k * D_k + \varepsilon_t \quad (13)$$

## 6. 推計結果

### (1) A 調査（労働者調査）

アンケートをもとに対象職種をプーリングしてパネルデータ分析を行ったところ、

- ① 労働時間は AI の導入により有意に減少する。
- ② 反復、対話のタスクに関しては、AI の導入により有意にノン・ルーティンタスク指数が増加するが、意思決定のタスクに関しては有意な変化は推計されなかった。
- ③ 満足度や継続意向は、AI の導入による有意な変化は推計されなかった。
- ④ 職場の労働者数については、AI の導入により有意に増加する。

との推計結果が得られた。

差分による同時方程式による推計結果も PS 法による推計結果についても同様の傾向がみられた。ただ、PS 法については、パネルデータ分析、差分による同時方程式による推計で有意とされた推計結果について、サンプル数に限りがあることから有意水準を満たさないケースが散見された。

### 関連するヒアリング調査結果（資料 7 参照）

ヒアリング調査でも推計結果と同様の傾向がみられ、労働時間の削減に寄与する一方、すぐに職場の労働者数の削減につながるわけではないとの声がかかれた。また、これまで人間が行っていた業務の一部を AI が代替することで負担は軽減されるが、より高度な業務を担うようになるとの声が聞かれた。

➤ **労働時間**

・10年後には、労働人口が減少し、現時点と同等の人員確保が難しいためにロボット化が進むと理解している。働き方改革の実現や効率的な時間管理が求められる中で、導入により長時間残業削減に寄与できるとよい。(F社)

➤ **職場の労働者数**

・費用削減の一環として、人員削減は、そこまで強く意識していない。人材供給が減っていくなかで、事務を担当していた社員が営業を担当するようになるなど、代替が進んでいくと考えている。(A社)

・AI技術の発展と導入が社会に広がる中で、既存の仕事の中にはなくなるものもあると思うが、すぐに雇用が数十%減る、ということにはならないと思う。AI技術の発展による雇用の減少というよりも、むしろ労働人口が減少する社会ではAI技術の導入による効率化が求められるのではないか。(D社)

➤ **ノン・ルーティンタスク**

・コールセンターの音声をテキスト変換した上で、AIが解析・回答候補を選択し、オペレーターに伝えるという仕組みである。チャットボットとは異なり、AIが直接お客様に回答はしない。AIが選択した回答が正しいか否かを人が判断し、お客様に回答している。(B社)

・自動化が容易であるにもかかわらず、手作業でやっている業務は導入が進むのではないか。既に各社がサービスを提供しているRPAで置き換わっていきだろう。さらに、人間が考え、判断する業務の一部もAIに置き換わりつつある。(C社)

・エントリーシートを読み込む仕事量は減ったと考えられるが、AIが出した結果を用いて人事部が合否に関する決断を下す作業が新たに発生している。これは、これまで管理職がやっていたような判断をくだす業務を、管理職ではない職員がやるようになったと言えるのではないか。かつてパソコンの普及により文書作成が楽になったが、パソコンでの文書作成はいまや当然の機能になり、職員にとっても当然のスキルになった。つまり、差別化が必要になった。AIがあたりまえになったら新たな付加価値が求められるために業務を開拓することになる。(C社)

(2) B調査（管理職調査）

アンケートをもとにパネルデータ分析によって、DID推計を行ったところ、

- ① 部下の人数全体について、AIの導入により有意に増加する。
  - ② 正社員・正職員、契約社員・嘱託社員、パート・アルバイト、派遣社員・出向等の内訳ごとの人数についても、AIの導入より、有意に増加する。
  - ③ 臨時雇用者数については、AIの導入による有意な変化は推計されなかった。
- との結果が得られた。

PS法による推計結果についても同様の傾向がみられるが、パネルデータ分析による推計で有意とされた推計結果について、サンプル数に限りがあることから有意水準を満たさないケースが散見された。

### 関連するヒアリング調査結果（資料7参照）

A調査の職場の労働者数の項参照。

#### (3) エンジニア調査

年齢、年齢<sup>2</sup>、性別、企業規模、TOEIC高得点などが有意である。また、大卒、院卒、理系に関しては正に有意であり、当該産業で重要視されるスキルと整合的である。しかし、コンピュータサイエンス専攻、海外MA、海外Ph.Dは有意ではなく、所属企業の海外展開意欲、海外市場担当意欲（将来・継続）、起業意欲も有意ではないなど、専門人材の活用、海外展開、アントレプレナーシップが評価されにくいとの推計結果となっている。

### 関連するヒアリング調査結果（資料7参照）

ヒアリング調査でも推計結果と同様の傾向がみられ、理系（できればコンピュータサイエンス専攻）で英語のできる専門的な人材を求めているが、そのような人材の供給が足りないとの声があった。一方、専門人材が希望する処遇で評価し、継続的にすることが難しいため、ベンチャーとのアライアンスなどによって業務を行っているとの声があった。一部には、AI・IT開発において、海外の人材を中心に据え、大胆に事業を展開している企業もみられるが、我が国の管理職にはそもそもAI・ITが事業に与える影響についての理解が足りないとの声もあった。

・優秀なシステムエンジニアの採用は難しく、外部に人材を求めている。社内にエンジニアやデータサイエンティストがいなくても、外部資源を組み合わせることでビジネス化を目指している。ベンチャーの人をたくさん巻き込みながら、深く検討をする場合にその会社とアライアンスを組むというやり方が一番効率的、というのが実感。

(A社)

・他部署から転部する人もいれば、途中で専門性が高い人を採用することもある。その他、若手を出向させ、技術を学び戻るケース等もあり、若手・中堅を中心に、グループ会社との交流を積極的に行っている。(B社)

・理系出身がほとんどであり、コンピュータサイエンスまで履修はしていなくても、プログラムの素養がある人が多い。素養が大事であり、プログラムだけではなく、統計やデータ分析手法の知識も必要となる。理系的な知識や考え方は重要である。(C社)

・エンジニアのコミュニティを通じて、その人が書いたソースコードなどをみつつ、技術力の高い人を見つけている。英語ができることを必須条件とし、面接も英語で行っている。(D社)

・日本人の本当に優秀な IT 技術者は、給与が高い海外に行ってしまうこともある。シリコンバレーでは、優れた IT 技術者の年俸は数千万円～億になるケースも聞けるが、日本では年収 700 万円～1000 万円程度だという。海外では、同じ企業でもスキルによって年俸に 10 倍以上の差があってもおかしくはない、それが許容される社会だが、日本ではそのような風潮はないように感じる。(D社)

・AI ツールを活用して、コストを削減し、利益を生み出せる人すら日本は少ない印象。また、AI 技術を理解できる人材の上に立つ人が、そのことを理解できていない。日本の多くの企業では、希少な、優秀なエンジニアを採用できたとしても、優秀な人材を会社が伸ばすことができず、辞めていってしまうケースも多いのではないか。(D社)

・日本の管理職は IT 技術のスキル及び理解が圧倒的に不足していることが問題である。現在でも、日本の経営層が「IT は道具だ」と言っている人が多く、このような考えが正しいと信じており、IT が何かの本質を理解できていない。IT は業務プロセス、すなわちビジネスの方法を変えるものであり、IT 技術によりもたらさせているパラダイムシフトを理解していない人が非常に多いことが課題である。(E社)

・日本国内では、「まず企業・事業戦略があって、それに基づいて IT 構築する」という枠組みが一般的だが、これでは、IT の破壊力を活かさない。IT ベンダーからもユーザー企業に「戦略が大事」と話をすることによって、ユーザー企業の成長力を奪っている。IT により仕事が変わるのであり、考え方が逆である。(E社)

・現在、外国人エンジニアの割合はIT開発部門では約60%、研究開発部門では約85%、一方で事業サイドは30%程度である。(E社)

・グループのエンジニア全体を見ると、大卒以上で、特に情報工学やエンジニアリングの修士号取得者が多く、研究所では博士号取得者がほとんどである。また、英語能力(TOEIC800点以上)を必須条件にしているので、日本人の応募が少なく、また、採用試験を受けてもなかなか合格できない。(E社)

・2006年時点では、学卒で文系出身者がほとんどだった。インターネット業界は、2004年～2005年以前までは学歴不問と言われていたが、2006年にGoogleがクラウドサービスを開発し、それ以降ビッグデータの処理が求められ、技術・スキルを裏付けする専門知識を持つ人が重要となったことで、アカデミックとビジネスの距離が非常に近くなった。(E社)

・優秀なプログラミング技術を持った日本人エンジニアはもちろんいるが、圧倒的に人数が少ない。AIのマシンラーニングには、プログラミング、数学、統計の3つの知識とスキルが必要だが、日本の大学の課程ではそもそもこれらを同時に履修できない仕組みになっている。学校教育で統計、確率、数学が選択科目になっていることがすでにディスアドバンテージになっていると思う。(E社)

・理数系大学院出身の専門技術を持った人材を必要としている。ビジネス部門(企画・セールス)とIT部門(外注)の橋渡し人材も必要としている。IT専門家には、ビジネスニーズを伝える能力も欲しい。ビジネス部門の担当者は、IT技術で対応できる範囲を過大もしくは過少に考える場合があるので、その見極めをできる人材が不足している。従来型の開発では、要件定義を用いてベンダーに翻訳する橋渡しができていたが、AIとなると橋渡し役のレベルアップが必要になってくると感じている。(F社)

**今後の課題**：推計結果に関して、第3回委員会では委員各位からは、主に次のような課題が提起された。

- ① A調査のパネルデータ分析のデータセットはA調査の他の推計に際してのデータセットとの整合性を取る必要がある。
- ② DID分析ではトリートメントダミーを入れた推計も行うべきである。(ランダム効果分析も行うべきである)

- ③ A 調査の推計を行う際には、回答者の年収は AI の導入によって変化する可能性があるため、説明変数からは除いた方がよい。
- ④ A 調査の AI による労働者の増加に関する DID の推計値がやや大きい。また、B 調査の労働者の総数に与える影響の推計結果とそれ以外の推計結果の整合性を検討する必要がある。

## 7. まとめ

本調査は、

(1) 日本における AI の導入状況とそれによる労働の変化（代替による労働者の変化）の実態をアンケート調査（労働者及び管理者）と企業へのヒアリング調査を用いて明らかにする。

(2) 日本の IT、AI 技術者が企業内の職能集団となって、海外企業のように生産性を向上させる存在になっていない理由、また、日本の IT・AI 企業に国際的な競争力が無い理由について、アンケート調査、企業へのヒアリング調査などを用いて検証する。

という 2 点を目的とし、労働者・管理職の双方に対して、web アンケート調査を行い、タスクベースでの実証分析を試みた。加えて、日本の IT、AI 技術者の現状についても分析・考察した。

労働者調査（A 調査）をもとにした分析では、労働時間は AI の導入により有意に減少する、反復、対話のタスクに関しては、AI の導入により有意にノン・ルーティンタスク指数が増加すると推計されたが、意思決定のタスクに関しては有意な変化は推計されなかった。また、満足度や継続意向は、AI の導入による有意な変化は推計されなかった。職場の労働者数については、AI の導入により有意に増加すると推計された。差分による同時方程式による推計結果も PS 法による推計結果についても同様の傾向がみられた。ヒアリング調査でも同様の傾向がみられた。

管理職調査（B 調査）をもとにした分析では、部下全体について、AI の導入により有意に増加すると推計された。正社員・正職員、契約社員・嘱託社員、パート・アルバイト、派遣社員・出向などについては、AI の導入より、有意に増加すると推計されたが、臨時雇用者については、AI の導入による有意な変化は推計されなかった。ヒアリング調査でも同様の傾向がみられた。

エンジニア調査をもとにした分析では、年齢、年齢<sup>2</sup>、性別、企業規模、TOEIC 高得点などが有意である。また、大卒、院卒、理系に関しては正に有意であり、当該産業で重要視されるスキルと整合的である。しかし、コンピュータサイエンス専攻、海外 MA、海外 Ph. D は有意ではなく、所属企業の海外展開意欲、海外市場担当意欲（将来・継続）、起業意欲も有意ではないなど、専門人材の活用、海外展開、アントレプレナーシップが評

価されにくいとの推計結果となった。エンジニア調査の結果はヒアリング調査の結果と整合的である。

総じていうと AI の導入により、労働時間の減少、労働者数の増加、労働者のタスクのノンルーティン性の上昇がみられた。本調査で構築したモデル、及び Frey and Osborne (2017) や Arntz, Gregory and Zierahn (2016) で予測される方向性と同一であり、特に労働者数に関しては、AI は人間の労働の補完となることが示唆される。

ただし、委員会では、今後の課題として、A 調査のパネルデータ分析のデータセットは A 調査の他の推計に際してのデータセットとの整合性を取る必要があるとの指摘があった。また、DID 分析ではトリートメントダミーを入れた推計も行うべきであること、A 調査の推計を行う際には、回答者の年取は AI の導入によって変化する可能性があるため、説明変数からは除いた方がよいとの指摘もあった。加えて、A 調査の AI による労働者の増加に関する DID の推計値がやや大きく、B 調査の労働者の総数に与える影響の推計結果とそれ以外の推計結果の整合性を検討する必要があることなどが指摘された。

以上の結果をもって本調査は終了とするが、今後は、A 調査、B 調査をもとに、委員から指摘された課題や職業別推計など、アカデミックな分析を深めることが重要である。

最後に、本調査研究の遂行ととりまとめにあたり、多大なるご協力とご指導、ご鞭撻賜りました委員の先生方に感謝申し上げます。誠に有難うございました。

図表 4 委員一覧

氏名	所属
浮田 宗伯	豊田工業大学 大学院 工学研究科 教授
川口 大司	東京大学大学院 経済学研究科 教授
久米 功一	東洋大学 経済学部 総合政策学科 准教授
山本 勲	慶應義塾大学 商学部 教授

※五十音順。所属については委員会開催当時（平成 30 年度）のものである。

(以上)

(参考文献)

- Acemoglu, D. and D. H. Autor (2011) “Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings,” *Handbook of Labor Economics*, Ch. 11, Elsevier, pp.1043-1171.
- Acemoglu, D. and P. Restrepo (2018a) “The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment,” *American Economic Review*, Vol.108, pp.1488–1542.
- Acemoglu, D. and P. Restrepo (2018b) “Artificial Intelligence, Automation and Work,” *NBER Working Paper*, No. 24196.
- Arntz, M., T. Gregory and U. Zierahn (2016) “The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis,” *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*, No. 189.
- Autor, D. H., F. Levy and R. J. Murnane (2003) “The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration,” *The Quarterly Journal of Economics*, Vol.118, pp.1279–1333.
- Autor, D. H. and D. Dorn (2013) “The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market,” *The American Economic Review*, Vol.103, pp.1553-1597.
- DeLaRica, S. and L. Gortazar (2016) “Differences in Job De-Routinization in OECD Countries: Evidence from PIAAC,” *IZA Discussion Paper Series*, No. 9736.
- Frey, C.B. and M.A. Osborne (2017), *The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerization?*, *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 114, issue C, 254-280.
- Nedelkoska, L., G. Quintini (2018) “Automation, skills use and training,” *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*, No. 202.
- 北原聖子 (2018) 「AI等の技術が労働市場に与える影響に関する内外の研究動向について」 『ESRI Research Note No. 43』