



ESRI Research Note No.43

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

北原 聖子

December 2018



内閣府経済社会総合研究所
Economic and Social Research Institute
Cabinet Office
Tokyo, Japan

ESRI Research Note は、すべて研究者個人の責任で執筆されており、内閣府経済社会総合研究所の見解を示すものではありません（問い合わせ先：<https://form.cao.go.jp/esri/opinion-0002.html>）。

ESRI リサーチ・ノート・シリーズは、内閣府経済社会総合研究所内の議論の一端を公開するために取りまとめられた資料であり、学界、研究機関等の関係する方々から幅広くコメントを頂き、今後の研究に役立てることを意図して発表しております。

資料は、すべて研究者個人の責任で執筆されており、内閣府経済社会総合研究所の見解を示すものではありません。

The views expressed in “ESRI Research Note” are those of the authors and not those of the Economic and Social Research Institute, the Cabinet Office, or the Government of Japan.

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

北原 聖子¹

要約

近年、AIやIoT等の革新的技術の進展が労働市場に負の影響を与えるのではないかと懸念が広がっている。しかし、技術革新は我が国の少子高齢化に伴う人手不足という課題の有効な解決手段の一つとなり得るものでもあり、その経済的影響を把握することは重要である。本稿は、特にAIと労働需要の関係に焦点を当て、既存研究のサーベイを行ったものである。

理論面では、AI以前のデジタル技術であるICTの導入の影響とされる賃金の二極化について、従来は、技術進歩により高スキル労働者の生産性が相対的に高まることで賃金格差が拡大した（いわゆる「大卒プレミアム」）と説明されていたが、高等教育機関への進学率の上昇や学歴によらない就業の増加等により、学歴を代理指標とするスキルだけでは説明できなくなってきた。そこで、仕事を構成する業務（タスク）に着目し定型業務（ルーティンタスク）と非定型業務（ノンルーティンタスク）に分け、ICT技術は主にルーティンタスクの一部を労働者に替わって担うというモデル²が提唱された。その後、AIまで含めた技術の導入の影響を分析する最新の研究では、タスクの実行を機械と人間の両方で担い、技術進歩により、機械の実行可能なタスクの種類が増えれば、機械の担う領域が増加する一方、人間が比較優位を有する新しいタスク³が生み出されれば、人間の担う領域が増加するというモデル⁴が提唱されている。

一方実証面では、AIに関するデータが不足していることから、機械学習による将来予測のモデルに基づき試算を行うという手法が提案されており、職業ベースでの代替可能性を分析すれば、労働者の約半数が高い代替リスクにさらされているとの試算結果⁵がある一方、より細かなタスクベースの分析では、高いリスクにある労働者の割合は1割程度であるとの試算結果⁶も示されている。くわえて、マクロモデルに基づくシナリオ分析もなされており、いずれにおいてもAI等の技術の進展が労働市場に少なからず影響することが示唆されている。

今後、我が国がAI等の技術の進展に適切に対応すべく、労働市場への影響を分析するためには、理論面、実証面の双方からのさらなる研究が期待される。

¹ 内閣府経済社会総合研究所研究官。

本稿の執筆に当たっては、板倉周一郎総括政策研究官、篠崎敏明上席主任研究官、内海友子研究官をはじめとする職員の皆様から有益なコメントを頂いた。この場を借りて深く感謝申し上げたい。その他、御協力をいただいた国立研究開発法人防災科学技術研究所の米倉実審議役、外務省国際協力局の桑原進審議官にも感謝申し上げる。なお、本稿で示された内容はすべて筆者の個人的な見解であり、内閣府経済社会総合研究所の見解を示すものではない。

² Autor, Levy and Murnane (2003)

³ ここでのタスクは所与ではなく、技術進歩により、新しい（複雑な）タスクが生まれると同時に古い（単純な）タスクがなくなる（例えば、電子化が進めば、書類のファイリングというタスクはなくなり、電子ファイルの保存・整理というタスクが生じる）こと、新たに生まれる複雑なタスクにおいては人間に比較優位があることが想定されている。

⁴ Acemoglu and Restrepo (2018)

⁵ Frey and Osborne (2013)

⁶ Arntz, Gregory and Zierahn (2016)

目次

1. はじめに.....	4
2. 分析対象の整理	7
2.1. 技術面の対象：AI の定義と発展.....	7
2.2. 労働面の対象：技術による労働代替に関する考え方	9
3. 技術が労働市場に与える影響の歴史的変遷と今後の展望	17
4. ICT や AI の技術が労働市場に与える影響についての先行研究	23
4.1. 理論分析.....	23
Katz and Murphy（1992）等：スキルモデルの発展	24
Autor, Levy and Murnane（2003）：タスクモデルの提唱	29
Acemoglu and Autor（2011）：タスクモデルの拡張.....	35
Acemoglu and Restrepo（2018）：タスクモデルのさらなる拡張	41
小括	47
4.2. 実証分析.....	48
ICT の導入の影響に関する分析（回帰モデルに基づくタスクの変化の実証分析）	49
Autor, Levy and Murnane（2003）：米国における実証分析	49
Ikenaga and Kambayashi（2016）：日本における実証分析	52
AI 等の導入の影響に関する分析（機械学習によるモデルに基づく雇用の変化の将来予測）	54
Frey and Osborne（2013）：AI 化による雇用の職業ベースでの代替可能性の予測モデルの 提唱	54
野村総合研究所（2015）等：Frey and Osborne（2013）の日本版モデル	62
Arntz, Gregory and Zierahn（2016）、Nedelkoska and Quintini（2018）： OECD によるタスクベースのアプローチの提唱および職業ベースとの比較分析	64
McKinsey Global Institute（2017）：タスクベースアプローチの発展	71
小括	73
4.3. シナリオ分析等	74
国外における分析.....	75
Wold Economic Forum（2016）：国際機関による第 4 次産業革命の雇用への影響に関 する分析.....	75
Executive Office of the President（2016）：米国政府による AI の社会的インパクトに関 する分析	76
国内における分析.....	77
経済産業省（2016）：我が国政府による第 4 次産業革命の影響に関する分析	77
三菱総合研究所（2016）：我が国民間企業による第 4 次産業革命の影響に関する分析	79
総合科学技術・イノベーション会議（2017）：我が国政府における AI 利活用にあたっての論点 整理	80

小括	81
5. おわりに.....	82
参考文献	84

1. はじめに

近年、AI⁷や IoT⁸、ロボット等の革新的な技術⁹の発展がめざましい。これらの最新技術は速いスピードで進歩しながら多様な領域で社会実装されてきており、労働市場をはじめとする経済社会全体に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は様々な予測が行われているが、中でも Frey and Osborne (2013)¹⁰により示された「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」との試算結果は、AI 等の技術により労働代替が起こること、労働市場に負の影響を与えるのではないかと不安を惹起した。これに対し、Arntz, Gregory and Zierahn (2016) による「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」との試算結果もある。いずれの結果も AI 等の技術の進歩は現在人間が担っている仕事の一部を代替する可能性があることでは一致しているが、将来的な労働市場への影響については大きな差異があり、まだコンセンサスが得られていない。

一方、AI 等の技術は、急速な少子高齢化が進展している我が国にとって、有効な課題解決策の一つであると言え、その利活用は、人々の生産性の向上、さらには人間だけでは従来成し得えなかった社会の実現にもつながる。また、AI 等の技術の利活用がグローバルに進む中、我が国だけがその利活用に遅れをとることは避けるべきである。こうした状況を踏まえ、AI 等の技術のもたらす経済的影響について、プラス・マイナスの両面から分析し、その社会実装を円滑に推進することが重要である。本稿では、AI や労働の概念を整理した上で、電気・内燃機関や ICT といった過去に登場した革新的な技術が労働市場に与えた影響について、経済学の理論モデルや実証分析とともに振り返りながら、昨今の AI 等の革新的な技術が与える影響についての最新の研究動向を紹介し、その影響を歴史的観点も踏まえて把握することで、残された課題を探索する。

まず、今後の議論の理解に必要な不可欠な「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

⁷ Artificial Intelligence、人工知能

⁸ Internet of Things、もののインターネット

⁹ 厳密には「技術 (technology)」ではなく「科学技術 (science and technology)」と呼ぶべきものであるが、本稿においては「技術」と表記する。

¹⁰ この研究結果は 2013 年に、University of Oxford, Department of Economics のワーキングペーパーとして発表されており、本稿ではこれを引用しているが、後ほど、2017 年に、同様の内容にて学術論文に掲載されている。

能力がスキルである。

AI 等の技術革新が今後社会に与える影響を理解する前に、AI 以前の技術革新がこれまで社会に与えた影響について振り返る。Gordon（2016）では、「1920 年から 1970 年にかけては、第二次産業革命で生まれた電気・電力や内燃エンジン等の汎用技術の副次的な発明が進んだ。この時期の米国史上最も高い生産性の背景には、特に製造業における機械化があった。従来の熟練工によってなされていた手作業が組立ラインの生産手法により単純化され、組立ラインとライン工の単純作業の組み合わせに置き換わったことは、短時間で大量生産を可能とし、労働生産性や全要素生産性（Total Factor Productivity : TFP）¹¹を大幅に上昇させた」、「1970 年以降は、第三次産業革命による ICT 化が進展した。その間、携帯電話やパソコンといった電子機器やそれらをつなぐインターネットの登場、普及を筆頭に、人々の生活やビジネスの利便性は一変した。しかしながら、こうした技術革新がもたらす労働生産性や全要素生産性 TFP の上昇の効果はそれほど大きくなかった」と分析されており、ここ数十年における ICT 等の技術革新は、それ以前の技術革新と比較すれば、労働市場に与えるインパクトは相対的に大きくなかったと評されている¹²。

さて、1970 年代以降の労働経済学における理論面¹³の発展では、まず、Tinbergen（1974, 1975）が提唱した「スキルモデル」が挙げられる。これは、1960 年代から 80 年代にかけての米国においてみられた、四年制大学以上の高等教育機関の卒業者とそれ以外の者との間の賃金格差拡大（いわゆる「大卒プレミアム」）の現象について、学歴を代理指標としたスキルに基づき説明したものである。しかし、1990 年代以降、学歴による賃金格差の実測値は理論上の予測値を下回るようになり、その乖離は近年になるほど大きくなった。

Autor, Levy and Murnane（2003）は、仕事の性質に着目した「タスクモデル」を提唱した。このモデルにおいて、生産活動はルーティンタスク/ノンルーティンタスクの 2 種類のタスクのいずれかに従事する労働者と、ルーティンタスクを実行するコンピュータ等の ICT 資本によりなされており、技術はルーティンタスクの生産要素としてこれに従事する労働者の一部を代替する。技術革新により ICT 資本価格が低下すれば、ICT 資本がルーティンタスクに従事する労働者の一部を代替し、結果として、ノンルーティンタスク

¹¹ 資本や労働といった生産要素の投入の増加を伴わない生産の増加の要因であり、技術進歩や、生産工程改善、経営改善等から影響を受けるとされている。

¹² ただし、Brynjolfsson and McAfee（2011）により、現在進行している AI 等の技術革新のスピードが従来よりも大幅に速いことから、AI 等の技術革新が歴史の延長で捉えられるとは限らないことも指摘されている。Brynjolfsson and McAfee（2011）のさらなる詳細については本稿第 3 章参照。

¹³ ここで取りあげる理論モデルのうち、Tinbergen（1974, 1975）により提唱されたモデルと、Autor, Levy and Murnane（2003）により提唱されたモデルについては、実証面での分析もなされている。

/ルーティンタスクの賃金格差を拡大するとともに、いずれのタスクの規模も拡大するという含意が得られる。タスクモデルにおいて労働者の賃金は学歴ではなくタスクにより決定され、スキルモデルよりも現実をよく説明した。しかし労働市場では賃金や雇用量の二極化の進行が観察されるようになり、2 種類のタスク（2 要素）しか持たないモデルでは説明が難しくなった。

Acemoglu and Autor（2011）は、タスクモデルを発展させた。このモデルにおいて、生産活動は、高スキル労働者、中スキル労働者、低スキル労働者の 3 種類に大別される労働者と、中スキル労働者のタスクの一部を実行する ICT 資本によりなされており、技術は高スキル労働者の生産性を相対的に高めるか、生産要素として中スキル労働者の一部を代替すると想定される。技術革新が高スキル労働者増大的に働く場合には、高スキル労働者のタスクは相対的に増加、中スキル労働者や低スキル労働者のタスクは相対的に減少し、その結果として高スキル労働者/中スキル労働者や高スキル労働者/低スキル労働者の賃金格差を拡大するとともに、中スキル労働者/低スキル労働者の賃金格差を縮小することとなり、賃金・雇用量の二極化が説明された。

Acemoglu and Restrepo（2018）はタスクモデルをさらに発展させ、技術は①自動化、②新しいタスクの創出、の 2 通りから労働に影響を与え、従来人間が従事していた既存のタスクは機械に行われるようになる一方で、人間が機械に対して比較優位を持つような複雑なタスクが新たに創出されると想定している。こうした技術革新のメカニズムのモデル化に基づき、雇用量や労働分配率、賃金の変動について検証された。

最後に、実証面での動向について述べる。AI 等の技術が労働市場与える影響については、AI が実際に社会に活用され始めた段階であることから、実証データに基づく分析ではなく、将来予測がなされている。そのうちの主たる 2 つを取り上げる。まず、Frey and Osborne（2013）は、各職業が AI 化の技術により代替される確率について、AI による模倣が工学的に困難な人間のスキルに着目して、職業ごとの技術的代替可能性を機械学習によりアルゴリズム化するというフレームワークを提唱した。将来予測の試算にあたっては、明らかに自動化される/されないと考えられる一部の職業のデータを基にした機械学習のアルゴリズムにより、米国の全職業の技術的代替可能性に関するモデル（FO モデル）を構築し、これを拡張して米国の全職業の代替可能性を推計した上、高リスク/中リスク/低リスクに分類した。推計の結果、今後 10～20 年の間にコンピュータ化の技術による代替可能性が 0.7 以上とされる「高リスク」分類の職業の従事者は、米国の労働者数全体の 47%を占めることが示された。また、昨今観察された中賃金層を中心とした代替（労働市場の二極化）現象の傾向は終わり、今後は低賃金層を中心とした代替が主として起こると予測している。

FO モデルは「職業」に基づくモデルであるが、「タスク」に基づくモデルからは異なる予測結果が得られ

た。Arntz, Gregory and Zierahn（2016）は、自動化による雇用の代替について、職業単位ではなくタスク単位で起こるものであり、また、推計される代替可能性は実際の失業可能性とは別物である、といった考えに基づいてタスクベースの将来予測モデル（AGZ モデル）を構築し、米国の代替リスクについて推計したところ、AGZ モデルによる高リスクの割合は 9%と、FO モデルの結果 47%とは大きく乖離した。FO モデルと AGZ モデルの違いは、主に、代替の単位を職業とするかタスクとするか、また、労働者ごとのジョブを構成するタスクの違い（task-content of jobs）を考慮するかどうか、の 2 点である。こうした違いについて、労働者は通常、他者との face to face でのやりとりなど代替されづらいタスクを多かれ少なかれ行っていることから、FO モデルで想定されているように、実施しているすべてのプロセスが自動化されて完全に代替されるといったケースは少ないであろうと説明されている。

また、こうした理論面、実証面での分析を踏まえた、AI 等の技術の雇用に与える影響に関するシナリオ分析やそれに基づく対応策も、国内外で検討されている。

本稿では、まず第 2 章で、分析対象の AI 等の技術および労働、それから技術と労働の関係について、概念を整理する。次に、第 3 章で、技術と労働の関係についての歴史的な変遷を、産業革命に着目しながら概観する。続く第 4 章では、第 3 次産業革命、すなわち、いわゆる ICT 化に焦点を当て、昨今の革新的な技術と労働の関係についての主な先行研究について、ここでは分析手法に基づき、理論分析、実証分析の 2 つのパートに分けて紹介する。各パートでは、その分野における先駆けとなった事例や我が国を対象に分析した事例を中心に、国内外の文献を紹介する。最後に今後の研究の方向性について示す。

2. 分析対象の整理

既存研究を整理する上で、はじめに分析対象を特定する。まず、技術面からみた AI の定義や特性について、これまでの発展にも触れながら概観する。

2.1. 技術面の対象：AI の定義と発展

AI は様々な形で社会に浸透しつつあるが、その正確な定義は未だなく、有識者の間でも定義が異なる。これは、人工知能学会前会長の松原仁氏によれば、そもそも「知性」や「知能」自体の定義自体がないことに起因する¹⁴。“Artificial Intelligence”という言葉が初めて使われたのは、1956 年のダート

¹⁴ 「第 3 次人工知能ブームが拓く未来」（<https://www.jbgroup.jp/link/special/222-1.html>）

マス会議である¹⁵。その言葉の生みの親である計算機科学者 John McCarthy によれば、AI とは「知的な機械、特に、知的なコンピュータプログラムを作る科学と技術」¹⁶であり、これが AI の一般的な理解となっている。

このダートマス会議にて AI に関する研究分野が確立されたが、それ以降の研究開発は、二度の停滞期「冬の時代」を挟み、一貫して進展したわけではなかった（図表 1）。1960 年代、初期の研究開発においては、ルールを網羅的にプログラムに記述しておくことで、あたかも数学の定理証明のように、優れた課題解決のアルゴリズムが実現できるとの考えから、主に推論技術の開発が行われた。しかし、定められたルールから少しでも外れたことには対応できないことから、ゲーム等のいわゆるトイ・プロBLEM¹⁷は解けても、実社会で利用できるような発展は見られなかった。その後、一度目の冬の時代を挟み、1980 年代には、さまざまな産業分野の専門家の知識をデータベース化した推論エンジン、エキスパート・システム¹⁸が開発された。これは、例えば医療用のエキスパート・システムであれば、医者知識と判断基準を活用することで、患者の診断を試みるものである。しかし、専門家の持つ知識の中でも明確に書き下せる領域は限定的であったため、知識の設計や更新のコストの問題も相まって、大きな進展は起こらなかった。

以上のように、従来の AI は、人間が設計・開発の段階で予め設定したルールの範囲で結果を返すことしかできず、従ってその適用範囲は限定的である時期が続いたが、2006 年に Geoffrey E. Hinton が提唱した機械学習¹⁹における新しい手法²⁰がブレイクスルーをもたらした。これは、人間の学習能力を再現する機械学習において、人の脳神経回路の構造を模した電子回路、ニューラルネットワークを活用しようというもの²¹であり、多層にネットワークを積み重ねても精度を損なわないという画期的な手法であった。さらに 2012 年には、画像の認識率を競う競技会において、Hinton 率いるトロント大学のチームが、

¹⁵ 概念自体は、その少し前、1947 年のロンドン数学学会にて Alan M. Turing により提唱された。

¹⁶ ここでは人工知能学会による解説、「What's AI」(<http://www.ai-gakkai.or.jp/whatsai/>) の訳を引用しているが、原文は "It is the science and engineering of making intelligent machines, especially intelligent computer programs" である (<http://www-formal.stanford.edu/jmc/whatisai/node1.html>)。

¹⁷ 「おもちゃの問題」。チェスやパズル、迷路等、予め明確に定義されたルールの中で最適解を見つける課題のこと。

¹⁸ 予め蓄積された特定分野の専門知識を基に推論を行い、専門家に代わって結論を導き出したり、判断を行ったりするコンピュータプログラムのこと。

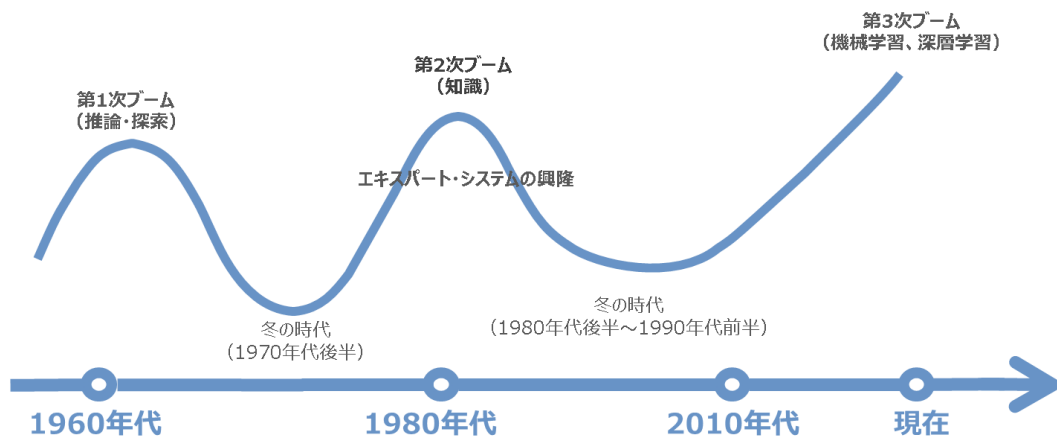
¹⁹ 大量のデータに基づき、コンピュータ自らがルールや知識を「学習」する（要素間の関係を記述したり、それに基づき推論や判断を行ったりする）技術。さらにその際に注目すべき要素（特徴量）を人間が予め与えるか、それすらもコンピュータ自らで見つけ出すかで分けることができ、後者は深層学習（ディープラーニング）と呼ばれる。人間による予めの特徴量の設計が不要であることは深層学習の最大の特徴である。

²⁰ Hinton, Osindero and Teh (2006)

²¹ この概念自体は AI が提唱された初期から存在し、研究がなされていたが、コンピュータの計算能力等の限界から他の手法と比較して高い効率を実現することができず、長年主流にはならなかった。

多層ニューラルネットワークを用いる機械学習、すなわち深層学習（ディープラーニング）を用いて画期的な成果²²を挙げた。深層学習は人間が設定したルールを必ずしも必要としせず、AIの応用範囲が格段に拡大した。この後、急速に普及と進歩が続き、画像認識や音声認識をはじめとした幅広い分野での活用が進み、昨今の第3次AIブームを引き起こしたと同時に、従来人間でしかできないと思われていた作業の多くを自動化する技術としてみなされるようになった。

図表1 AIの技術的发展



（特許庁（2015）の図2-1を基に筆者作成）

2.2. 労働面の対象：技術による労働代替に関する考え方

前節では本稿における技術の対象として、AIの一般的な定義や特性について、技術的発展の歴史に沿って説明してきた。続いて本節では、最新の経済学における「労働」の捉え方について説明する。本稿の主眼はAIと労働需要の関係であるが、これは、技術と人間の雇用のパイの奪い合い、といった単純な二極化論で説明できるものではない。また併せて、後ほど詳述する3.の先行研究の解釈にあたって重要となる、労働市場にまつわる基本的な概念についても整理しておく。

まず初めに、技術革新により、賃金は一定の下、資本価格が低下した場合²³の労働需要の動向につ

²² トロント大学のチームは、従来の手法（エラー率26%）に比べてエラー率17%と、10%相当向上した結果を示した。それまでは、特徴量の設計を人間が行っていたことから、エラー率は1年かけてようやく1%程度下がるというものであったため、この進歩は、桁違いとも言えるものであった。

²³ ここでは技術革新を既存の財の生産における資本価格の低下と捉えているが、実際には財自体が新たに生まれたりなくなったりする可能性もある。

いて、比較静学モデルで分析する。いま、価格を所与とするある財を、労働と資本を用いて生産することを考える（図表2）。当初の賃金と資本価格の相対価格比を示す線分 C と最適生産量に対応する等量線 A は、均衡点 $X = (L_X, K_X)$ で均衡する。ここで、技術革新により（財の価格および賃金は一定の下）資本価格が低下すれば、相対価格比の線分は C' に、均衡点は $Y = (L_Y, K_Y)$ に移動する。また、資本価格の低下は、同時に生産規模の拡大も可能とするため、最終的には、相対価格比を示す線分 C'' と最適生産量に対応する等量線 A' は、均衡点 $Z = (L_Z, K_Z)$ で均衡する。

以上のように、一方の生産要素の相対価格の変動は、それ自体の需要量に加え、価格が変動しなかった他方の生産要素の需要量にも影響を及ぼす。この影響は、一般に、①代替効果

（substitution effect）（図表2における $L_X \rightarrow L_Y$ ）と②規模効果（output effect）（図表2における $L_Y \rightarrow L_Z$ ）という2つの効果に分解することができる^{24, 25}。①②は労働需要に対して逆の方向へ働く効果であり、最終的に労働需要が増減どちらの方向に変化するかは、①②のいずれの効果がより大きいかに左右され、一概には決まらない²⁶。こうした需要量の増減の方向に応じて、資本と労働の要素間の関係は次のような代替・補完関係として捉えることができる。すなわち、①がより支配的であり、一方の価格の低下（上昇）により他方の需要量が減少（増加）するならば、これらは代替関係にあり、②がより支配的であり、一方の価格の低下（上昇）により他方の需要量が増加（減少）するならば、これらは補完関係にあると言える^{27, 28}。ここで留意しなければならないのは、現象としての代替が観

²⁴ 代替効果と規模効果についてのさらなる詳細は川口（2017）の第4章「労働需要」を参照されたい。

²⁵ ①は、要素間での置き換えが可能である場合に生じる効果であり、同一の生産量を保つ前提で、相対的に安い方をより多く使って費用を減少させようというもので、資本価格低下のケースでは、労働の需要量は減少する。②は、このようにして生産物を安くつくれるようになった結果、生産量自体が増加し、結果として相対的に高い方の需要も増えるというものであり、資本価格低下のケースでは、労働の需要量は増加する。

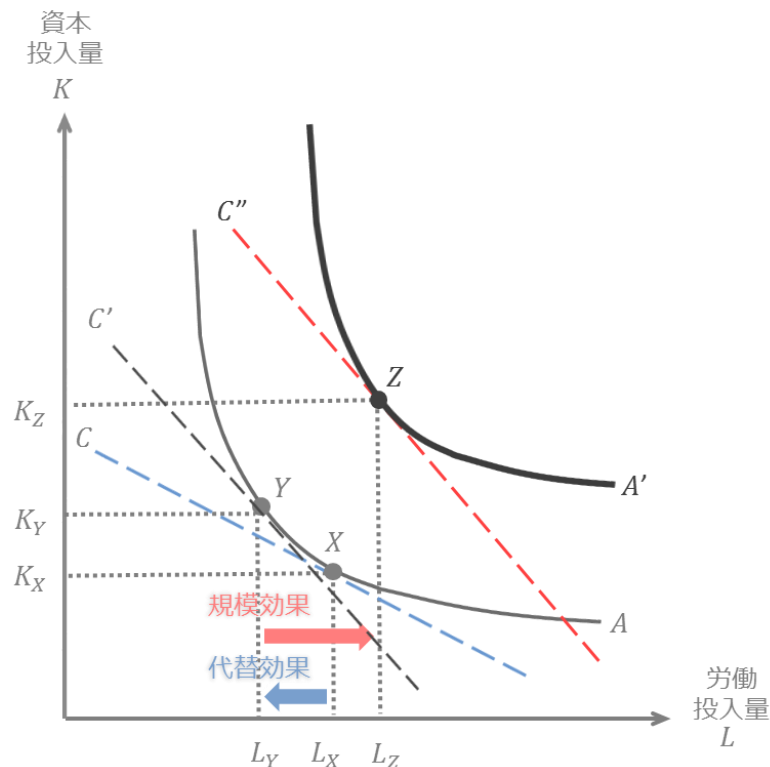
²⁶ ここでは労働市場（input market）について説明したが、財・サービス市場（output market）についても同様のことが成り立ち、ある財の価格の変動は、代替効果（substitution effect）と所得効果（income effect）を通じて、別の財の需要量を変化させる。2つの財A、Bからなる市場において、例えばAの価格が低下したケースを考える。家計は、いままでBから得ていた効用の一部を、安いAで代用して得ようとし、これによりBの需要量が減少する一方、Aの価格低下は実質的な所得増を意味するため、消費できる量が増え、その結果Bの需要量が増える。全体としてBの需要量が増加するか減少するかは、これら2つの相反する効果の大小によって決まる。

²⁷ 財・サービス市場についても同様の理論が成り立つ。2つの財A、Bからなる市場について考えれば、A（B）の価格の低下（上昇）がB（A）の需要量を減少（増加）させる場合、AとBは互いに代替財であり、A（B）の価格の低下（上昇）がB（A）の需要量を増加（減少）させる場合、AとBは互いに補完財である。例として、バターとマーガリンは代替関係に、バターとパンは補完関係にある。

²⁸ 本稿では、要素間の代替・補完関係について、一方の価格の変動による他方の需要量の変化の方向に応じて定義しており、これは労働経済学においてしばしばみられる考え方である（例えば山本（2017）には「労働経済学では技術革新と雇用の間には代替関係（雇用喪失）と補完関係（雇用創出）があると考えられており」との記述がある）が、従来の労働経済学では、①の代替効果の有無に応じて区別する（代替関係では、①の代替効果と②の規模効果の両方が働き（その大小関係は問わない）、補完関係では、②の規模効果しか働かないと考える）ことが多い。

察された、すなわち、①の代替効果が生じたとしても、それを上回る②の規模効果が生じたとすれば、技術は労働にとって、代替（substitution）関係ではなく、補完（complement）関係にある、ということである。

図表 2 資本と労働の需要の関係（資本価格低下のケース）



ここでは規模効果＞所得効果の場合を例に挙げており、この場合、本稿における代替・補完関係の定義に従えば、資本と労働は補完関係にある。

（川口（2017）の図 4-7 を基に筆者作成）

さて、先行研究を概観するにあたり、労働に関連するいくつかの基本的な概念についても整理しておく。労働経済学において、賃金の決定メカニズムあるいは水準や格差の動向、生産性の決定要因あるいは推移等、扱う対象は多岐にわたるが、本稿では、冒頭で触れたように、AI等の技術導入により代替される雇用の規模に着目した Frey and Osborne（2013）の研究を契機としており、労働需要の増減、特に雇用量の増減に着目する。以降、第3章の先行研究の概観に先だって、労働に関する基本概念について整理する。まず、国際労働機関（International Labour Organization : ILO）の国際標準職業分類（International Standard Classification of Occupations : ISCO）²⁹の

²⁹ 各国の労働と職業に関する情報を国際比較可能なかたちで整理するためにつくられており、各国の職業分類の基礎と

マニュアルに示されている考え方にに基づき、考えてみる。

最新のマニュアル第4版 ISCO-08³⁰に、分類全体にわたるフレームワークについて、以下の記述がある。

“The framework used for the design and construction of ISCO-08 is based on two main concepts: the concept of *job*, and the concept of *skill*.”

（「ISCO-08 の設計と構築にあたって用いられているフレームワークは、主に2つの概念、「job」の概念と「skill」の概念に基づく。」）

この分類の設計は、「job」と「skill」の概念をベースにしている。続いてマニュアルでは、鍵となる2つの概念について、「job」と「occupation」との違いも示しながら、次のように定義している。

“A *job* is defined in ISCO-08 as ‘a set of tasks and duties performed, or meant to be performed, by one person, including for an employer or in self employment’. *Occupation* refers to the kind of work performed in a job. The concept of occupation is defined as a ‘set of jobs whose main tasks and duties are characterized by a high degree of similarity’.”

“*Skill* is defined as the ability to carry out the tasks and duties of a given job.”

（「“job”は、ISCO-08においては、『一人の人間によって、実行されるまたは実行されるべき

“task”（雇用されて行うものと自営業で行うもののいずれも含む。）の集合』と定義される。

“occupation”は、“job”において実行される“work”の種類を指すものである。“occupation”の概念は『主とする“task”と“duty”が高い類似性をもって特徴づけられている“job”の集合』と定義される。』）

“task”、“job”、“occupation”、“skill”の関係は、次の通りである。まず、task（いわゆる業務、タスク。以下「タスク」と言う。）は job（いわゆる職務。以下「ジョブ」と言う。）や occupation（いわゆる職業、職種。以下「職業」と言う。）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す。こうしたタスクの実行のために労働者が備えているべき能力が skill（いわゆる技能、スキル。以下「スキル」

なっている。

³⁰ International Labour Organization（2008）。ここでの日本語訳は筆者の仮訳による。

と言う。)である。すなわち、労働者は各々、さまざまなタスクをそれに応じたスキルを使いながらこなしており、それらのタスクを一人の労働者に着目したときのかたまりがジョブ、さらにそれらのタスクをもっと大きな括りで、性質ごとに括ったものが職業、と理解できる³¹。

具体的には、例えば外科医という職業におけるタスクは、疾病の判断、手術、患者への説明、カルテの記入等、小売店の店員という職業におけるタスクは、商品の発注、商品の運搬・補充、顧客への挨拶、顧客からのクレームの対応等、となる。こうしたタスクの実行にあたっては、患者への説明や顧客からのクレームの対応であればコミュニケーションのスキルが必要であろうし、手術や商品の運搬・補充であれば身体的なスキルが必要であろう。

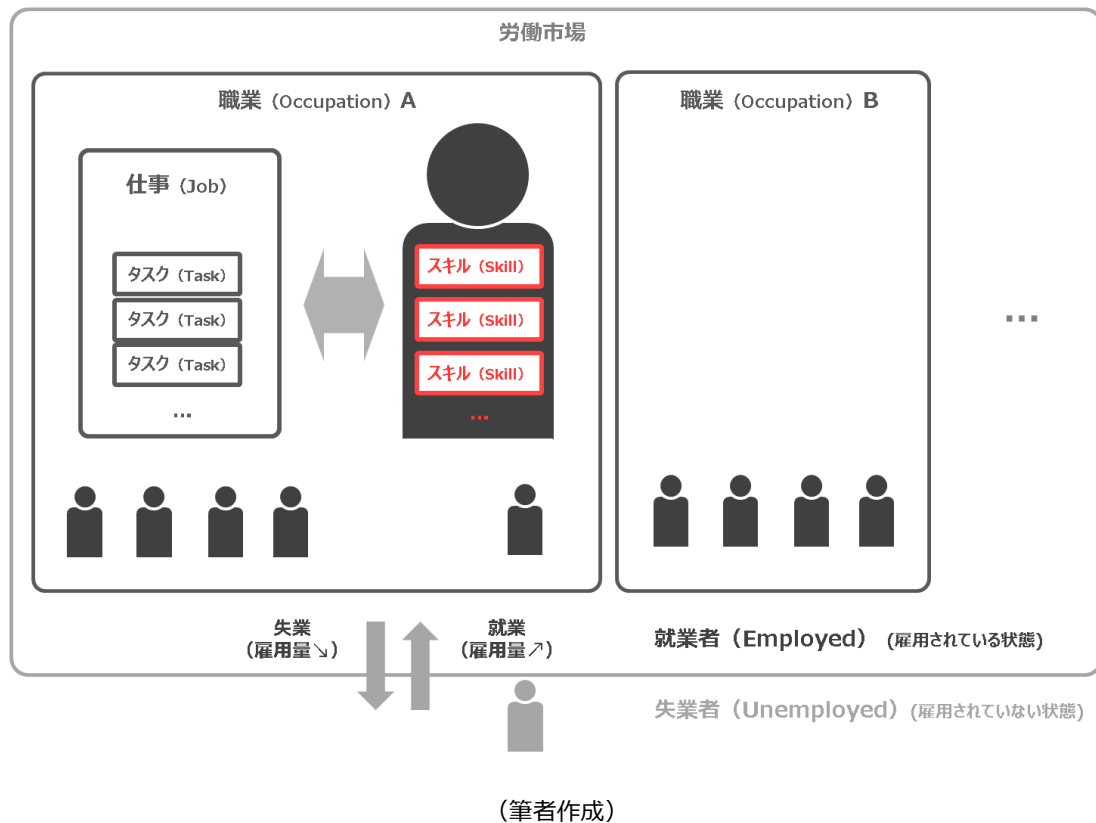
次に、employment（雇用）の捉え方も整理する。OXFORD Dictionaries³²によれば、“employment”とは“the state of having paid work”（「仕事をしている状態」）であり、就業しているかどうかという「状態」を指す概念である。すなわち、労働者は労働市場において、雇用されている/されていないという2つの状態をとり得、就業/失業を経てこれらの間を行き来しており、就業状態にある際に、タスクやそれを束ねたジョブを実行している、と考えることができる。このことは、『労働力調査』（総務省）における「労働力人口（labour force）」が、「就業者（employed persons）」と「失業者（unemployed persons）」の合計で定義される³³ことにも表れている。これらの基本的な概念をまとめたものが図表3である。

³¹ 西澤（2018）にて職業の構成概念が整理されているが、本稿における考え方は、概ねこれと整合的であり、occupation、job、taskの包含関係について、occupation $\supset$ job $\supset$ taskであると解釈している。

³² <https://en.oxforddictionaries.com/definition/employment>

³³ 就業者は、調査週間に収入を伴う仕事を1時間以上した者、失業者は、仕事がなく調査週間に少しも仕事しなかったが、働く意思を持って仕事を探している者（①仕事がなく調査週間に少しも仕事をしなかった、②仕事があればすぐ就くことができる、③調査週間に、仕事を探す活動や事業を始める準備をしていた、の3つの条件をすべて満たす者）を指す。これらの合計で表される労働力人口は、「働く意思（就業意思）を持っている人たちの人口」（清家（2002））と言える。

図表 3 本稿における労働に関する基本的な考え方



コラム 1：雇用量の捉え方

試みに、AI 等の技術が企業に導入された場合、どのようなことが起こると想定されるか考察してみる。

企業が現在雇用している労働者の代わりを果たすような技術を導入した場合、雇用がなくなるケースもあれば、なくなるケースもある。例えば、ある人材派遣サービス会社 A が人件費削減を狙って AI を導入し、新たにオンライン窓口サービスの提供を開始するとともに、実店舗での営業担当者数を 100 人から 50 人に減らしたとする。このケースでは、A 社における雇用量は減少する。一方、別の人材派遣サービス会社 B が人材と企業のマッチングの効率を向上させるため³⁴に、営業担当者数を据え置いて AI 技術を導入したとする。AI の導入により、それまでかなりの時間を割いていたマッチングから解放され、その分接客に従事するようになれば、結果として同じ時間でもより多くの顧客に対応できるようになり、接客数

³⁴ マッチングは規模が大きければその組み合わせパターンが膨大かつ煩雑になるため、これを人間がひとつひとつ考えるのは非常に時間がかかるが、AI であれば、その組み合わせのパターンについて瞬時に検討し、最適な候補を提示することが可能であるため、AI の強みを生かせる領域の 1 つである。

の増加ひいては売り上げの向上につながるであろうし、さらに、AI から提案される内容が人間の考えつくものより優れているケースでは、提供するサービスの質も向上するかもしれない。この場合、B 社における雇用量には変動がない。いずれのケースでも AI は営業職の人間が従事する業務を行うが、その範囲が異なり、A 社では業務内容の全てを、B 社では業務内容の一部を担う。このように、労働者のこなす業務を実行できる技術が導入されたとしても、使われ方次第で、雇用量が減るとは限らない。

また反対に、技術の導入が雇用量を増やすこともある。さきほどの A 社を再び例に挙げて考えたい。A 社は、営業職 50 人の解雇の後、導入した AI のメンテナンスのために、10 人のエンジニア職を新たに雇った。この場合、A 社の雇用量はトータルではやはり減っているが、エンジニア職の雇用は、AI 導入によってこそ創出されたものである。このような直接的な影響以外に、間接的な影響も考えられる。今度は B 社の例に戻ってみよう。B 社は、顧客をより多く捌けるようになり利潤が増えたことから、経営規模を拡大し、営業担当者数を増加させた。ただし、AI のメンテナンスは元々の ICT 部門の体制で対応できたため、エンジニア職の雇用は増やさなかったとする。この場合、B 社の雇用量はトータルでは増えるが、AI のメンテナンスについては、A 社と異なり、雇用量には影響を及ぼさなかったことになる。

以上の例はすべて、いま存在している職業における雇用量の変動であるが、技術の導入は一般に、(1) 新しいものを創る、(2) 既存のものをより良くする、のいずれかの経路により影響を及ぼすと考えられ³⁵、AI の登場により新たなビジネスが創出されることで職業自体が新たに生まれる可能性もある³⁶。例えば³⁷、高齢化のさらなる進展の中、周囲に家族や友人等がおらず、孤独を感じている高齢者の話し相手や付き添い役を務める「talker（話し相手）」のような職業が生まれたとしよう。あるいは、近年実利用に向けた段階に突入しつつあると言われるゲノム医療³⁸が身近になれば、ビジネスと医療・健康の双

³⁵ これは、技術進歩と密接に関係のあるイノベーションが、生産物に関するプロダクト・イノベーションと生産工程等に関するプロセス・イノベーションに大別される（例えば OECD がイノベーション活動の測定・分析のために作成している国際的なガイドライン Oslo Manual（3rd Edition）には、“The body of the manual concentrates on new and significantly improved products（goods and services）and processes.”（「マニュアルの骨子は、新たに大きく改良されたプロダクト（財およびサービス）およびプロセスに焦点をあてている。」（筆者仮訳））との記載があり、イノベーションをプロダクトとプロセスの 2 つの観点から定義している）ことを考えれば理解しやすいであろう。ガイドラインの詳細は Organisation for Economic Co-operation and Development（2005）参照。

³⁶ Acemoglu and Restrepo（2018）によれば、近年「radiology technician」（放射線技師）等の新たな職業が生まれおり、1980 年から 2008 年にかけての米国の 5000 万人規模の雇用成長のうち、新しい職業の創出によるものはおよそ 60% に相当すると推計されている。詳細は脚注 71 参照。

³⁷ ここでの例は IT コンサルティング会社の米コグニザントが発表したレポート、Cognizant（2017）にて示されている、AI 等の先端技術が契機となって登場する可能性のある 21 種類の職業を基に記載している。

³⁸ 遺伝子レベルでの個人差に着目し、疾病の発症の予防や診断、医薬品の最適な選択等を行おうとする「ゲノム医療」は、近年の遺伝子解析費用の低下やゲノム編集等の技術の進展により、実利用に向けた段階に突入しつつある。人間の遺伝子情報（ヒトゲノム配列）は約 30 億の DNA 塩基対からなる（塩基には 4 種類あるため、最大 $4^{3,000,000,000}$

方の分野を熟知し企業の経営戦略を練る「genomic portfolio director（ゲノム戦略統括者）」が新たに必要なるかもしれない。医療・介護施設を経営する C 社にてこうした「話し相手」や「ゲノム戦略統括者」を雇用したとすれば、新しい職業の創出に伴う雇用量の増加が起こることとなる。

以上のように、AI 等の技術の導入や利活用はさまざまな経路で雇用に影響を及ぼし、そのなかには雇用量には働かないものもあれば、雇用量にプラスあるいはマイナスに働くものもある（図表 4）。AI 等の技術の雇用量への影響の規模を測るためには、様々な観点からの多面的な分析が必要であろう。

図表 4 技術革新が雇用へもたらす様々な影響例（本稿の思考実験で例示したケースに基づく）

	いまあるビジネスの改善・向上 (プロセスイノベーション*)			新しいビジネスの開拓 (プロダクトイノベーション*)		
	雇用の喪失 (労働の代替)	タスクの減少 (労働の代替)	タスクの増加 (労働の補充)	雇用の創出 (労働の補充)	タスクの創出 (労働の補充)	雇用の創出 (労働の補充)
本稿のケースで 企業レベルで 起こる現象	A社における 営業職の 雇用数削減 (AIの窓口業務への導入)	B社における 営業職の マッチング業務からの解放 (AIのマッチング業務への導入)	B社における エンジニア職の AIメンテナンス対応 (AIメンテナンス業務の発生)	A社における エンジニア職の採用 (AIメンテナンス業務の発生) B社における 営業職の 雇用数増加 (経営規模の拡大)		C社における 「話し相手」の採用 (新しい職業の創出) C社における 「ゲノム戦略統括者」の採用 (新しい職業の創出)
本稿のケースで 労働者レベルで 起こる現象 (短期的)	失業*2 (摩擦的失業)	業務内容の変化 (労働移動)	業務内容の変化 (労働移動)	既存の職業における 就業	業務内容の変化 (労働移動)	新規の職業における 就業
労働需要の増減 (時間ベース)	⊖	⊖*3	⊕	⊕	⊕	⊕
労働需要の増減 (人数ベース)	⊖	—	—	⊕	—	⊕

*1 「イノベーション」の言葉を初めて定義したSchumpeterによれば、イノベーションは①創造的活動による新製品開発（プロダクト・イノベーション）、②新生産方法の導入（プロセス・イノベーション）、③新市場の開拓（マーケット・イノベーション）、④新たな資源の獲得、⑤組織の改革（組織イノベーション）と5つに類型化されるが、ここでは（OECDのマニュアルに基づき）広義のプロセス・イノベーションとプロダクト・イノベーションに大別している。

*2 本稿のケースでは失業であったが、このほか、配置転換等の現象が起こる可能性もあり、雇用の喪失がイコール失業とは限らない。

*3 ここでは、従来担っていた業務に対応する労働時間の増減を指すが、労働者にとっての労働時間そのものは変化していない。

（筆者作成）

コラム 2：雇用量の捉え方

本稿では、AI 等の技術による労働需要の変化を測ろうとする先行研究を紹介するが、ここで、雇用量の捉え方について触れておく。

通りのパターンがあり得る）が、このうち 1 塩基対の違いが疾病のリスクや薬の効き方、体質等において大きな差を生むこともあるため、遺伝子解析では大規模なデータの処理が必須となる。こうした遺伝情報にさらに電子カルテ情報や生体情報と組み合わせて活用するゲノム医療は「ビッグデータ医療」とも呼ばれ、膨大なデータの処理や分析を要するため、AI の強みを生かせる領域の 1 つである。ゲノム医療については例えば

http://www.asahi.com/apital/genome/genome_book.pdf 参照。

理論分析においては、本章の前半で示したような資本と労働の生産要素からなるモデルがベースとなっており、こうしたモデルにおける雇用量は、労働需要と労働供給のバランスで決定する均衡点における労働投入量と等しい。この際の労働投入量とは概念的なもので、現実の計測指標に対応する単位を持たないが、敢えて単位を与えるとすれば、労働時間³⁹×労働者数の積で表されるものである。従って、モデルにおいて労働投入量がある方向へシフトしたからと言って、雇用量が同じように変動するとは限らない。仮にモデルにおいて、労働投入量の単位を労働者ベースでとって分析し、結果、投入量が80人分だけ下方シフトしたとしよう。この場合、例えば、フルタイム勤務で1日あたり8時間働く労働者10人の雇用を減らしても、時短勤務で1日あたり4時間働く労働者20人の雇用を減らしても、モデル上は区別ができないし、モデルではこうした区別が問題にされていないのである。

実証分析においては、AI等による代替についてタスクベース⁴⁰での確率モデルがつけられており、ここでは、ジョブというタスクのかたまりが何人分相当失われるかを推計することで、失われる雇用量の規模をみている。しかし現実では、企業規模等、さまざまな要因に左右される。例えばある企業における事務職のタスクが10人分代替されるとの推計結果が得られたとしよう。この企業が数万人規模の大企業で事務職だけでも数百人いるとすれば、実際に10人分の雇用がなくなるかもしれないが、業員数十人規模で事務職が10人しかいないとすれば、10人分全員の雇用がなくなることはないであろう。特にひとりひとりが幅広いタスクを担う日本の労働現場⁴¹では、代替可能なタスクが計算上1人分あるからといって、現実には複数人からタスクを切り出し1人分の雇用を縮小することは容易ではない。

分析結果をそのまま現実の雇用量の増減と解釈できないことには留意が必要である。

3. 技術が労働市場に与える影響の歴史的変遷と今後の展望

冒頭で述べたように、昨今、AI/IoT等の革新的な技術が労働市場に与える影響については、人間の雇用が技術に奪われるといった悲観論である一方、人間は労働から解放され、豊かな社会の恩恵を受けられるようになるといった楽観論もあり、見解は多様である。

³⁹ 労働者一人当たりの労働時間を指す。

⁴⁰ 厳密には初期のモデルでは職業ベースであったが、ここでは改良されたモデル（具体的には、Arntz, Gregory and Zierahn（2016）やMcKinsey Global Institute（2017）におけるモデル指す。）を念頭に置いている。

⁴¹ 欧米では仕事に人を割り当てる「ジョブ型」雇用が主流であるが、日本では人に仕事を割り当てる「メンバーシップ型」が主流であり、メンバーシップ型雇用は、長期雇用や年功賃金と並んで日本的雇用慣行と称され、我が国の労働市場の大きな特徴である。

技術と労働の関係自体は、産業革命以降繰り返し議論されている⁴²が、技術革新の労働市場への影響は常に一定であったわけではなく、技術の性質によって異なる。

以下、過去の技術革新が労働市場を含めた経済社会に与えた影響の変遷について、米国経済史に基づき議論した Gordon (2016) ⁴³に沿って紹介する。

Gordon (2016) では、南北戦争以降、1870 年から 2014 年にかけての米国の経済成長について、技術革新やそれが引き起こした産業革命と絡めながらさまざまなかたちで検証されている。具体的には、150 年間を 1920 年、1970 年で区切り、三期それぞれの人々の生活の変化について、衣食住をはじめとして、輸送、娯楽、通信、医療そして働き方等まで含めた多様な観点から、生活水準や生産性の伸び率等のデータも示しながら、定量的、定性的に論証されており、その結果、1970 年を境に成長が鈍化しており、その変動要因は発明とその社会実装の過程であるとされている。

まず、1870 年から 1920 年にかけては、第二次産業革命で生まれた電気・電力や内燃エンジン等の汎用技術の副次的な発明が進み、発明の一部が社会に実装され始めた。次に、1920 年から 1970 年にかけて、それまでの技術の蓄積が結実し、米国史上最も生産性の高い時代が訪れた。特に、機械化をもたらした製造業の変化、すなわち、従来の熟練工（高スキル労働者）によってなされていた手作業が組立ラインの生産手法により単純化され、ライン工（低スキル労働者）と組立ラインの組み合わせに置き換わったことは、短時間で大量生産を可能とし、労働生産性や TFP を大幅に上昇させた。

その後、1970 年以降には、第三次産業革命による ICT 化が進展した。その間、携帯電話やパソコンといった電子機器、それらをつなぐインターネットの登場、普及を筆頭に、人々の生活やビジネスの利便性は一変した。特にビジネスにおいては、いずれの部門においても、情報検索や在庫管理の手段は紙やタイプライターから電子データやパソコンのソフトに置き換わった。しかしながら、こうした技術革新がもたらす労働生産性や TFP の上昇の効果はそれほど大きくなかった⁴⁴（TFP の伸び率の推移は図表 5）。

⁴² かつて Keynes (1930) は、「技術的失業」の概念を提唱し、次のように述べた。“We are being afflicted with a new disease of which some readers may not yet have heard the name, but of which they will hear a great deal in the years to come--namely, *technological unemployment*.”（「われわれはいま、新しい病に取り憑かれている。おそらくは読者が名前も聞いたことないことのないような病だが、今後数年のうちにいやというほど耳にすることになるだろう。それは、「テクノロジー失業」という病気である。」）日本語訳は『ケインズ説得論集』参照。

⁴³ 『アメリカ経済 成長の終焉』に翻訳されており、日本語で参照可能である。

⁴⁴ Solow (1987) はコンピュータの登場について、“You can see the computer age everywhere but in the productivity statistics.”（「コンピュータの時代は至るところで目にするが、生産性の統計には表れていない。」）と述べている。この指摘に端を発する情報技術導入と生産性向上の乖離は、「ソロー・パラドックス」と呼ばれ、経済学のひとつの大きなテーマとなった。ただし最近の実証分析ではその解消を示唆する結果も得られており、後に Solow (2000) も、“You can now see computers in the productivity statistics.”（「いまではコンピュータも生産性の統計で目にすることができる。」）と述べている。詳細は篠崎 (2014) 参照。

本著では、この 1970 年代を境とした違いに、次のように説明している。第二次産業革命により、道路や水道等のインフラ整備による都市部のネットワーク化、医薬品の開発による乳幼児の死亡率や感染症のリスクの低減、自動車やエアコンの普及等、発明が実用化される過程で、人々の生活が変容した。こうして 1940 年頃には食料、衣服、住宅、輸送、医療、労働環境等、生活の基本的な部分が現在とほぼ同じものに達し、第三次産業革命で起こったことは、機能的には既に存在しているものの利便性や安全性の向上であり、社会に与える影響は限定的⁴⁵であった。Gordon（2016）はこうした史実に基づき、第二次産業革命は、生産性の伸びに寄与するとともに、人々の労働環境も大きく変える⁴⁶など、本質的な恩恵をもたらしたが、これと比較⁴⁷して、第三次産業革命は、成長率にはそれほど寄与せず、労働環境への影響も限定的であるなど、ICT による影響は電気や内燃エンジンによる影響よりも重要性が低いと結論づけている。そして、AI やロボット等による今後数十年の変化は、1990 年代や 2000 年代同様、漸進的なものであろうと予測している⁴⁸。

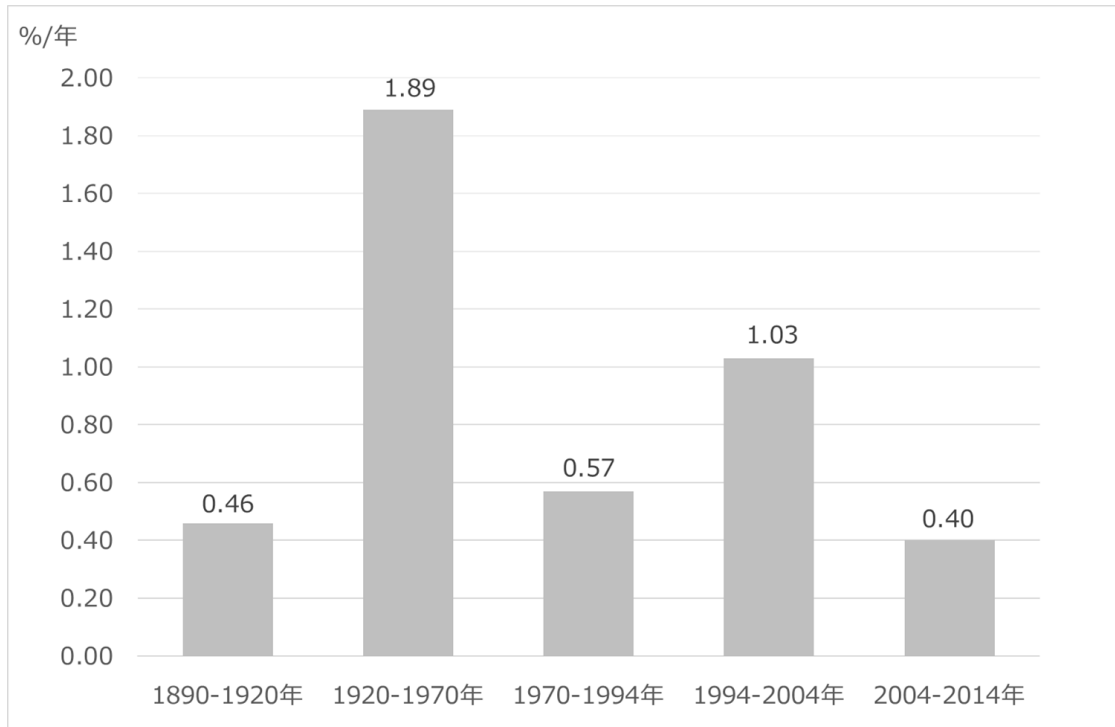
⁴⁵ 本著で挙げられているさまざまな具体的事例のうち、ここでは、自動車の例を紹介する。自動車は数ある発明のなかでも最も重要なものの一つであるが、機能的には 1900 年代前半には完成しており、「人や荷物を A 地点から B 地点に運ぶ能力という点では、乗用車や軽トラックは一九五〇年代からほとんど変化していない」。移動速度は、エンジンの技術水準ではなく速度制限や交通渋滞に依存しており、1950 年以降、ほぼ一定である。これ以降の技術進歩は、燃費や故障率、安全性の向上等、品質の向上に寄与したが、経済成長へ資するような変化ではなかった。（なお、普及率は、1930 年時点で約 89%に達している。これ以降、一世帯での複数台数の保有が一般化し、1950 年には約 113%に増えたが、これ以降の普及率の上昇率はわずかである。）

⁴⁶ 19 世紀後半から 1940 年頃にかけての機械化で、人々はかつて農場や工場が必要とされた、清潔でない仕事や危険を伴う仕事から解放され、週当たりの労働時間も 60 時間から 40 時間に減少した。これに対し、1970 年以降の ICT 化では、従事する仕事に機械化ほどの変化はなく、労働時間も（週当たり 40 時間が制度上標準となり）変化はない。

⁴⁷ 本著では、経済指標では計測されない生活水準の側面でも、第二次産業革命は衣食住をはじめとしたさまざまな面で水準を向上させている一方、第三次産業革命の影響は娯楽や情報通信といった限られた範囲にとどまっており、この点でも第三次産業革命の重要性は第二次産業革命よりも劣っていると述べている。

⁴⁸ 本著では、デジタル技術について「凄まじいペースでイノベーションが行われていることに異論はない」としながらも、「イノベーションのペースとイノベーションが労働生産性や TFP の伸び率に及ぼす影響を区別」すべきであるとしている。

図表 5 米国における TFP の年伸び率の推移



(Gordon (2016) の Figure17-2 を基に筆者作成)

ただし、AI 等の技術革新は、従来の ICT の技術革新と比較してその進歩のスピードがあまりに早いなどこれまでの技術とは大きく異なる点を有しており、歴史的な技術革新の延長で捉えられるとは限らないとの意見もある。以下、昨今のデジタル技術の革新が労働市場を含めた経済社会に与える影響について議論した Brynjolfsson and McAfee (2011)⁴⁹を紹介する。

Brynjolfsson and McAfee (2011) では、米国の 2000 年代の失業問題に着目し、研究者の間で論じられている 3 つの仮説について、すなわち、現在観察される失業率の高止まりは、①景気循環の過程に過ぎず、ただその程度が深刻なだけであるとする景気循環説、②イノベーション創出や生産性向上の源泉が枯渇し、技術の停滞期に入ったためとする停滞説、③②とは逆に、技術の進歩が速すぎ、技術による置き換え可能な労働者が不要になっているためとする「雇用の喪失」説について説明し、本著は③の「雇用喪失」説の立場をとると述べている。

また本著は、現在進行している技術革新のスピードが従来よりも大幅に速いこと、過去の産業革命で

⁴⁹ 『機械との競争』に翻訳されており、日本語で参照可能である。

見られたラダイトの誤謬⁵⁰がもはや成り立たないことを指摘し、第三次産業革命は未だ進行中であり、ICT化もいずれは過去の技術革新同様に、大きな変革をもたらすのではないかとの考えから、技術が労働市場にもたらす影響を検討し、戦略を練ることは、喫緊の課題であると主張する。その上で、適切な対応をとればICT化は広い範囲での生産性向上やこれまで以上の豊かさをもたらすものであるとして、組織革新の推進と人的資本の形成の重要性を述べている。

以上のように、AI等の技術が今後労働市場に与える影響についての展望はさまざまであるが、そのメカニズムや現時点での影響を分析しようと先行研究がなされてきた。次章以降、その主たるものについて、理論面と実証面から概観する。

コラム3：過去の産業革命が労働市場にもたらした影響

本章では、過去の産業革命により社会に生じたことの全体像を、Gordon（2016）に沿ってみてきたが、ここでは、特に労働市場で起こった事象について、Acemoglu（2002）に基づき紹介する。本論文では、新しい技術革新が労働市場にどのように影響をもたらすかの示唆を得るべく、過去の技術革新が米国の労働市場にもたらした影響について、特に賃金構造の不均一性に着目しながら、実証データも交えて概観している。

ここでは、19世紀の技術革新はスキルを持たない労働者に偏向的（nonskill-biased）であったが、これとは対照的に、20世紀以降の技術は比較的技能を持った労働者に偏向的（skill-biased）であった^{51, 52}としている。

19世紀の技術革新は、特に製造業において、従来は熟練工（高スキル労働者）にしかできなかった

⁵⁰ 18世紀末の第一次産業革命から20世紀初頭の第二次産業革命にかけて、機械化により、製造業への組立ラインの生産手法の導入を通じ、従来の熟練工（いわゆる高スキル労働者）の手作業がライン工（いわゆる低スキル労働者）と組立ラインの組み合わせに置き換えられた際、短期的には、高スキル労働者への需要が減少、低スキル労働者への需要が増加したことから、19世紀には失業を恐れた熟練工による機械の打ち壊し（ラダイト運動）が起こったが、その後新しい職業が生まれるなどして、長期的には、雇用量全体は減少しなかった（ラダイトの誤謬）。これ以降、経済学では、技術が人間の労働市場を奪ってしまうのではないかとの懸念は杞憂に過ぎないとの見方が主流であるが、本著では、こうした見方について、「誰もが技術の進歩の恩恵に与れるという法則は、経済学のどこにもない。いや、大半の人が恩恵に与れるという法則すら存在しないのである。」と批判している。

⁵¹ 論文の中で実証分析がなされているのは1940年代以降の期間である。

⁵² 現在では、ICTが労働者に及ぼす影響については、本稿4.1で詳述するAutor, Levy and Murnane（2003）のフレームワークをベースに、労働者を低スキル労働者（low-skilled、主としてノンルーティンタスクのうち肉体労働に従事）、中スキル労働者（middle-skilled、主としてルーティンタスクに従事）、高スキル労働者（high-skilled、主としてノンルーティンタスクの頭脳労働に従事）の3種類に類型化した上で、ICT化は高スキル労働者と補完的であり、中スキル労働者と代替的であるとする見方が広まりつつあるが、本論文においては、労働者は基本的に、低スキル労働者（non-skilled）、高スキル労働者（skilled）の2種類に類型化されている。

手作業を組立ラインの生産手法により単純化し、ライン工（低スキル労働者）と組立ラインの組み合わせに置き換えるという、いわゆる脱スキル化（deskilling）を起こした。これにより、低スキル労働者の労働生産性が相対的に高まり、その結果、低スキル労働者の労働需要が相対的に増加し、賃金格差は縮小した。

20 世紀の技術革新は、幅広い産業において ICT 化を促し、従来低スキル労働者がになっていた定型的な業務の一部をオフィス機器に任せられるようになり、同時に、高スキル労働者はコンピュータを活用しながらより高度な業務が行えるようになった。これにより、高スキル労働者の労働生産性が相対的に高まり、その結果、高スキル労働者の労働需要が相対的に増加し、賃金格差は拡大した⁵³。

本論文では、こうした特定のスキル労働者に偏向的な技術革新について、次のように説明する。技術の変化は内生的であり、スキルの供給量の変動に応じて、より多い種類のスキル労働者を活用できる方向に技術開発が進んだ。農村から都市部へと非熟練労働者が大量に流入することで低スキル労働者の供給が増加した 19 世紀においては、低スキル偏向的な技術革新が生じ、高等教育機関への進学率が高まることで高スキル労働者の供給が増加した 20 世紀においては、高スキル偏向的な技術革新が生じたと考えられる。

ここから、過去の産業革命がこれまでの技術革新が労働市場に与えた影響は、機械化・大量生産化では低スキル労働者の労働生産性や賃金の相対的な向上、ICT 化・自動化では高スキル労働者の労働生産性や賃金の相対的な向上と、いずれにおいても労働者の恩恵の受け方には不均一性があったこと、さらに恩恵を受ける対象は技術ごとに異なっていたことが分かる。

今後の AI 等の技術革新による影響も、なにかしらの不均一性をもたらすことが考えられる。AI が最先端の ICT の一種であり、一層の自動化、さらには自律化の実現を可能とすることを踏まえれば、その影響はより高スキル偏向的なものとなり、格差拡大の方向に働く可能性が考えられるが、これはあくまで予想にすぎない。第 4 章で後述するように、タスク単位で起こる変化と職業単位で起こる変化は区別して考える必要があり、実際に労働市場にどのような影響が生じるか、予測は容易ではない。エビデンスに基づき影響の在り方を分析し、特に大きく影響を受ける集団を特定することが、適切な政策を考える上で重要となる。

以上、本章で述べたことをまとめたものが図表 6 である。

⁵³ ここでは、労働者を低スキル労働者（non-skilled）、高スキル労働者（skilled）の 2 種類に分類することを念頭に、賃金格差の増減について議論している。賃金の二極化（1990 年代以降の中スキル労働者の賃金の減少）については、第 4 章で詳述する。

図表 6 技術革新の歴史的変遷についての本稿における見方



将来に関する記述（赤字部分）は筆者の予想。

(筆者作成)

4. ICT や AI の技術が労働市場に与える影響についての先行研究

本章で議論するのは、主として AI による影響であるが、AI は ICT の一部であり、その登場は従来の ICT の発展の上に成り立つものであることから、一部、広く ICT に関係するものも取り上げる。

4.1. 理論分析

経済学においては、複雑な社会現象を理解するためにそのなかから最も本質的な要因を捉えてモデル化し、その要因の相互関係等について抽象的に考察する理論分析が、すべての第一歩であるとも言える。本節では、こうした理論分析のうち、ICT や AI の技術進歩が労働市場に与える影響をテーマとした主要なものを紹介する。

Katz and Murphy (1992) 等：スキルモデル⁵⁴の発展⁵⁵

本モデルは、1960年代以降の米国における賃金の構造変化を理解しようと、Tinbergen (1974, 1975) により提唱され、Katz and Murphy (1992)、Card and Lemieux (2001a, b) 等により発展されたものである。スキルモデルでは、生産活動は高スキル労働者、低スキル労働者の2種類に大別される労働者によりなされており、技術は高スキル労働者の生産性を相対的に高め、結果として高スキル労働者/低スキル労働者の賃金格差を拡大する。

このモデルが提唱された背景には、1960年代から80年代にかけての米国の賃金構造を説明できるモデルが望まれていたことがある。当時、労働者の賃金は学歴や年齢、性別といった属性によって異なる変動を示すことが観察され、特に、四年制大学以上の高等教育機関の卒業者とそれ以外の者との間の賃金格差、いわゆる「大卒プレミアム」のモデル化は経済学における大きな関心事項であった。こうした学歴の差はスキルの差を表す指標と考えられ、スキルをベースとした理論構築が進められた。

本モデルでは、賃金の変動の要因は、労働者の構成等、労働市場の「数量」側に起因するものと、スキルに対する市場評価等、労働市場の「価格」側に起因するものとに分解できる⁵⁶。米国の1960年代以降の大卒プレミアムは、長期的には拡大傾向にあるが、常に拡大し続けてきたわけではなく、1970年代半ばに一時的に縮小した。大卒/高卒の相対比率は1960年代以降単調に増加しているため、大卒プレミアムの単調ではない挙動を説明するためには、スキルの市場評価といった労働市場の高スキル労働者への「需要」の変化も考慮することが必要とされた。すなわち、大卒プレミアムの変動には高スキル労働者に対する相対需要の高まりが影響しており、その要因の一つとしてICT等のスキル偏向的 (skill-biased) な技術革新が有力ではないか⁵⁷との「スキル偏向型技術進歩 (Skill-Biased Technical Change: SBTC)」仮説が唱えられるようになり、その検証が求められた。その結果、ICT等の技術革新が賃金構造に及ぼす影響についてのモデルが発展した。

⁵⁴ 後述するモデルはいずれもタスクをベースとした「タスクモデル」であり、一方本モデルはスキルをベースしていることから、本稿においては「スキルモデル」と呼ぶこととする。

⁵⁵ ここでの説明はAcemoglu and Autor (2011) に基づく。

⁵⁶ このほか、労働供給/労働需要に着目した要因分解が一般的であるが、これにあてはめれば、大卒/高卒等の学歴は供給側、スキルの市場評価は需要側に該当する。

⁵⁷ 当時より、大卒プレミアムの変動には高スキル労働者に対する需要シフトが関係しているとの見方は一致していたものの、その要因としてはグローバル化と技術進歩の2つが指摘されることが多く、いずれがどの程度影響しているかについて論争が生じたが、多くの研究がなされた結果、近年においては、いずれも格差拡大と関係しており、ただし技術進歩の方がより強く影響している、との見解が一般的である。

以下、このモデルについて具体的に紹介する。次のような CES 型の生産関数⁵⁸による 1 財 2 要素モデル⁵⁹が想定される。

$$Y = F(L_l, L_h) = \left[(A_l L_l)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} + (A_h L_h)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} \right]^{\frac{\sigma}{\sigma-1}} \quad (1)$$

ここでは、完全競争の労働市場の想定の下、最終財（Y）は高スキル労働者（high-skilled）、低スキル労働者（low-skilled）の 2 種類の労働者（ L_l, L_h ）により生産されており、 L_l と L_h は不完全代替の関係（代替の弾力性： σ ($\sigma \in [0, \infty)$))にある。

このモデルにおいて、技術変化は要素増大的なもの⁶⁰として捉えられている。すなわち、技術変化が起これば、モデル上では、 L_l と L_h の 2 つの要素のうちいずれかの生産性が相対的に高まる（ A_l が A_h のいずれかが相対的に増加する）が、ICT 技術の場合は、 h の生産性が相対的に増大すると考えられる。

また、労働については、前述のように、備えているスキルに応じた（ L_l, L_h ）の 2 種類に区分される。各労働者は高スキルか低スキルのいずれかを有しており、このスキルは不変であるため、モデル上、労働者は各層に固定されている。また、このモデルでは概念上タスクが存在しない、すなわちスキルとの区別がなされていないことから、労働者が担うタスクへは固定されている（図表 7）。

（1）式に基づく多くの分析では、技術の革新を表す A_l や A_h 、 $\frac{A_h}{A_l}$ の変化、または、スキルの供給量を表す L_l や L_h 、 $\frac{L_h}{L_l}$ の変化により、 L_l や L_h の実質賃金およびそれらの相対比である ω_l や ω_h 、 $\frac{\omega_h}{\omega_l}$ がどのように変化するかについて分析されている。

需要と供給の均衡点では賃金は限界生産力に等しく、 $\omega_l = \frac{\partial Y}{\partial L_l}$ 、 $\omega_h = \frac{\partial Y}{\partial L_h}$ が成り立つことから、 ω_l および ω_h を（ A_l, A_h, L_l, L_h ）で表すことができ、この比率の対数をとれば、

$$\ln \frac{\omega_h}{\omega_l} = \frac{\sigma-1}{\sigma} \ln \frac{A_h}{A_l} - \frac{1}{\sigma} \ln \frac{L_h}{L_l} \quad (2)$$

左辺は労働市場における L_h への L_l に対する相対的な市場評価（スキルプレミアム）を表し、右辺は、第 1 項と第 2 項がそれぞれ L_h への L_l に対する相対的な技術革新と L_l の L_h に対する相対的な供給を表す。この式は、相対賃金が相対的な技術革新と供給量のバランスにより決まること、そのバランスは L_l と L_h の代替の弾力性に依存することを示しており、（2）式を $\ln \frac{A_h}{A_l}$ や $\ln \frac{L_h}{L_l}$ について偏微分すれば、

⁵⁸ CES（constant elasticity of substitution）型関数は多くの生産関数や効用関数で使われる一般的な関数形であり、要素間に一定の代替弾力性が成り立つ。

⁵⁹ 原文では、労働者の投入量は、高スキル労働者（high-skilled）、低スキル労働者（low-skilled）それぞれに、（ H, L ）と表記されているが、本稿においては、モデルによらず統一的な記述をするため、（ L_l, L_h ）と表記している。また本稿では、概念的な文脈での労働者を指している文脈でも、同様に（ L_l, L_h ）と表記している。

⁶⁰ 要素増大的（factor-augmenting）とは、特定の生産要素の効率性が上昇し、その要素による生産量が増加するような効果を指す。例えば、2 財モデルの生産関数 $Y = F(X_1, X_2)$ がある事象により $Y = F(A(t)X_1, X_2)$ （ t は時間を表す）になったとき、その事象は X_1 増大的であるという。いわゆる Harrod 中立型と同義である。

$$\frac{\partial \ln \frac{\omega_h}{\omega_l}}{\partial \ln \frac{L_h}{L_l}} = -\frac{1}{\sigma} < 0 \quad (3)$$

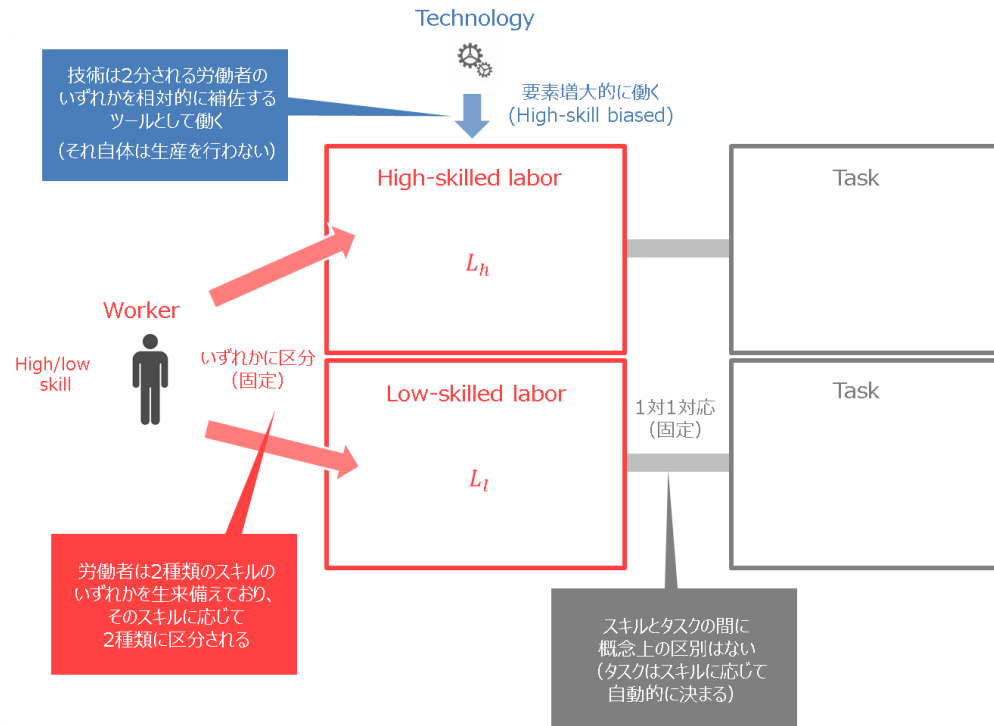
$$\frac{\partial \ln \frac{\omega_h}{\omega_l}}{\partial \ln \frac{A_h}{A_l}} = \frac{\sigma - 1}{\sigma} \begin{cases} < 0 & (\sigma < 1) \\ > 0 & (\sigma > 1) \end{cases} \quad (4)$$

が得られる。よって、高スキル労働者への低スキル労働者に対する相対的な供給増は、常に賃金格差の縮小の方向に働く。一方、高スキル増大的な技術革新は、高スキル労働者と低スキル労働者の間の弾力性が 1 より大きければ格差が拡大し、小さければ格差が縮小する方向に働く。これまでの研究では $\sigma > 1$ と推定されているため、技術革新による影響は供給面からの影響と逆方向に働く。従って、賃金格差が拡大するか縮小するかは自明ではなく、2 つの影響のいずれがより強く生じるかにより決定される。

以上が本モデルの最も鍵となる $\frac{\omega_h}{\omega_l}$ の変動についてであるが、 ω_l や ω_h についても、 $\frac{\partial \ln \omega_l}{\partial \ln \frac{L_h}{L_l}} > 0$ 、 $\frac{\partial \ln \omega_h}{\partial \ln \frac{L_h}{L_l}} < 0$ が成立すること、すなわち、高スキル労働者の相対的な供給増は高スキル労働者の実質賃金を減少、低スキル労働者の実質賃金を増加させること⁶¹、また、 $\frac{\partial \ln \omega_l}{\partial \ln A_l} > 0$ 、 $\frac{\partial \ln \omega_l}{\partial \ln A_h} > 0$ 、 $\frac{\partial \ln \omega_h}{\partial \ln A_l} > 0$ 、 $\frac{\partial \ln \omega_h}{\partial \ln A_h} > 0$ が成立すること、すなわち、技術革新はいずれのスキルに増大的であっても、その方向性によらず、高スキル労働者および低スキル労働者の両方の実質賃金を増加させることなどが導かれている。

⁶¹ 高スキル労働者の相対的な供給増により高スキル労働者の実質賃金が低下することは、一般的な需要と供給の関係（あるものの供給が増えればその価格は低下する）から考えても理解しやすいであろう。また、低スキル労働者の実質賃金が増加することは、高スキル労働者と低スキル労働者の不完全代替の関係性によるものである。

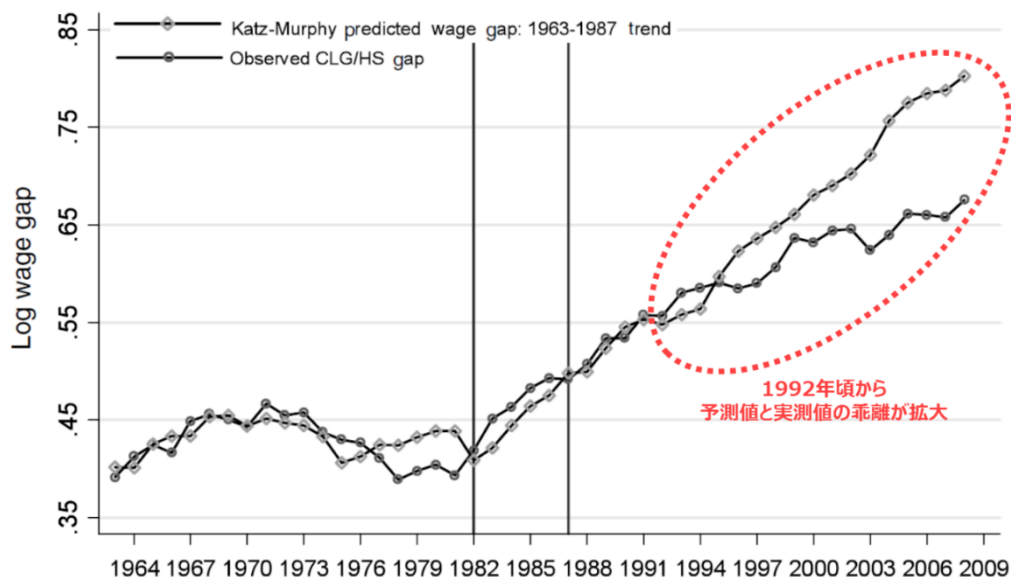
図表 7 スキルモデルの基本概念（イメージ）



Acemoglu and Autor (2011) を基に筆者作成

このスキルモデルは、大卒/高卒に代表される学歴の差をスキルの差の代理指標として捉え、スキルの差による賃金格差を、スキル偏向的な技術革新とスキルごとの相対的な供給量に基づき説明するもので、概念的に理解しやすい。1980年代までの実証分析においても、観測値とモデルによる推計値がよくフィットし、高い説明力を示した。しかし、その後の研究で、さらに対象期間を延長すれば、1990年代以降では推計値が観測値を上回るようになり、その乖離は近年、拡大している（図表8）。

図表 8 米国における賃金の大卒プレミアムに関する実測とスキルモデルによる予測



Acemoglu and Autor (2011) より Figure19 の一部を加工して引用

また、米国の労働市場においては、実質賃金、雇用量のいずれにおいても、従来の学歴ベースの見方で労働者を高スキル労働者、中スキル労働者、低スキル労働者の3区分に分ければ、両端の高スキル労働者および低スキル労働者では実質賃金も雇用量もともに増加傾向にある一方、その間の中スキル労働者では実質賃金も雇用量もともに減少傾向にあること、すなわち、「二極化」の現象が生じていることが、実証データにより明らかとなっている。本モデルでは、その性質上、近年みられる雇用と賃金の「二極化」を説明することができない。

ここで、スキルモデルがなぜ現実と整合的でないか、その課題についてみていく。最も大きな課題は、技術および労働のモデル化の部分にある。

本モデルにおいて、技術は生産要素たる労働者をサポートするものであり、技術革新はそうしたサポートが要素増大型のかたちで生ずるものと想定されている。しかしこれでは、Acemoglu and Autor (2011) が指摘するように、技術自体が生産要素として働き、労働等、他の要素を代替するという事象を表すことができない。昨今の ICT 技術の利活用状況をみれば、自動化技術等、生産活動の一部を直接担っている技術は既に実用化されており、冒頭で紹介したような、Frey and Osborne (2013) に端を発する最近の指摘は、こうした直接的な代替現象に関するものである。くわえて、技術革新は定常プロセスとしてモデル化されているが、実際には時代の流れとともに加速してきており、この点も Acemoglu and Autor (2011) により指摘されている。

また、労働については、モデル上、労働者の備えているスキルに応じ、高スキル労働者/低スキル労働者の2種類に分けられているが、モデルの構造上、労働市場の二極化を説明できない。そして、労働者はいずれかの種類に不変的に割り当てられているということは、労働者のスキルへの割当（allocation of workers to skills）が固定されていることを意味するが、労働者のスキルは実際には変化していくと考えるのが自然である。また、転職のような労働市場内の移動、あるいは失業や就業など、そもそもの労働市場への出入りについては、考慮されておらず、雇用量の増減をみることはできない。しかし最大の課題は、なされる仕事の構成要素であるタスクと、それをなす労働者の構成要素であるスキルの間に区別がないことである。これは、労働者のタスクは（モデルの中には表れないが、概念上）2種類しかなく、備えるスキルが2種類のいずれかが決まれば、連動して従事するタスクが2種類のいずれかもおのずと決まってくるということ、労働者のタスクへの割り当て（allocation of workers to tasks）が固定されていることを意味する。この根底には、学歴には大卒/高卒、スキルには高スキル労働者/低スキル労働者、職業にはホワイトカラー/ブルーカラーの2層があり、それぞれが概ね対応している、との考えがある。しかし、大学進学率が高まり、複雑化が進んだ労働市場においては、学歴だけで賃金格差の変動を説明できなくなっている。

Autor, Levy and Murnane（2003）：タスクモデルの提唱

本モデルは、近年の米国の労働市場でみられ、前述のSBTC仮説のように解釈されている、ICT普及と高学歴化の相関関係について、その根底にある原因を究明しようとAutor, Levy and Murnane（2003）が提唱したもので、タスクを軸とした新しいフレームワークの先駆けである（以下、このようなタスクベースのモデルを「タスクモデル」、なかでもAutor, Levy and Murnane（2003）で用いられたベーシックなタスクモデルを「ALMモデル」と呼ぶ）。このモデルにおいて、生産活動は「ルーティンタスク（routine task）」「ノンルーティンタスク（non-routine task）」の2種類のタスクのいずれかに従事する労働者とルーティンタスクを実行するコンピュータ等のICT資本によりなされており、技術はルーティンタスクの生産要素としてこれに従事する労働者の一部を代替し、結果として、ノンルーティンタスク/ルーティンタスクの賃金格差を拡大するとともに、いずれのタスクの規模も拡大する。

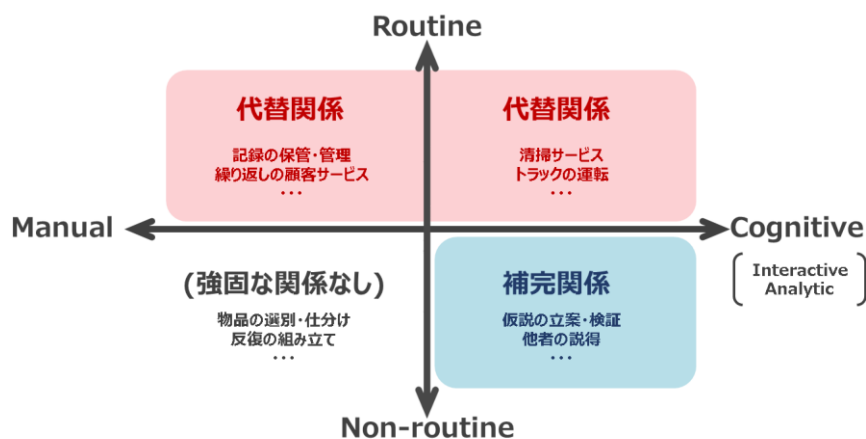
ALMモデルの出発点は、ICT化が進む中、コンピュータ自体が行うことは何か、そして、コンピュータを手にした人間が行うことは何かという問に対し、直感的に理に適っている答えを形式化し、それを検証することである。

当時、それまでの多くの先行研究から、同一産業内や同一企業内にて、コンピュータを利用した一連

のICTの導入と大卒労働者の登用の間に強い相関関係がみられることが分かっており、これはSBTC仮説のエビデンスとして解釈されていたが、その相関関係の原因については説明がなされていなかった。

こうした状況下、Autor, Levy and Murnane（2003）は、ICTが労働者によりなされるタスク、ひいては人間のスキルへの需要をどのように変化させるかという観点から、タスクを、ICT化のメカニズムに関わる性質に着目して「ルーティンタスク」、「ノンルーティンタスク」の2種類に大別し、すなわち、コンピュータは、明確なルールによるプログラム化が可能な活動（ルーティンタスク）に従事する労働者を代替する一方、柔軟性や創造性を必要としたり、抽象的な思考に基づく課題解決や高度なコミュニケーションを伴ったりするためにプログラム化が困難な活動（ノンルーティンタスク）⁶²に従事する労働者を補完するとの先駆的な考え方を示した。また、タスクの性質について、ルーティン/ノンルーティンにくわえ、知的/肉体的の軸に基づく以下の類型⁶³を提示した（図表9参照）。

図表9 タスクモデルの基本類型



（Autor, Levy and Murnane（2003）のTable1を基に筆者作成）

⁶² 論文中では、ノンルーティンタスクの一例として、運転が挙げられている。Autor, Levy and Murnane（2003）は、運転手のスキルは自動車の理論の教育を通じて置き換えられたりせず、混雑した都市での自動車のナビはルーティンタスクではないとしている。ただし、近年のAIの技術によれば、自動運転も可能となりつつある。脚注104参照。

⁶³ 厳密には、ノンルーティンかつ知的なもの（cognitive）はさらに分析的なもの（analytical）と他者とのコミュニケーションを要する相互的なもの（interactive）に分けられ、①定型認識（routine cognitive、本稿では以下「ルーティン認識」と言う。）、②定型手仕事（routine manual、本稿では以下「ルーティン手仕事」と言う。）、③非定型分析（non-routine analytical、本稿では以下「ノンルーティン分析」と言う。）、④非定型相互（non-routine interactive、本稿では以下「ノンルーティン相互」と言う。）、⑤非定型手仕事（non-routine manual、本稿では以下「ノンルーティン手仕事」と言う。）の5種類に類型化されている。Autor, Levy and Murnane（2003）では、はっきりした代替・補完関係が想定されない⑤を除く4種類のタスクを念頭に、分析を行っている。

以下、ALM のタスクモデルを紹介する。ここでは次のような Cobb-Douglas 型の生産関数による 1 財 3 要素モデルが想定される。

$$Y = F(L_r, L_n, C) = (L_r + C)^{1-\beta} L_n^\beta \quad (5)$$

ここでは、完全競争の労働市場の想定の下、最終財 (Y) はルーティンタスク、ノンルーティンタスクの 2 種類のタスク (T_r, T_n) (ノンルーティンタスクの分配率: β ($\beta \in [0,1]$)) に対する 3 種類のインプットから生産され、 T_r と T_n は不完全代替の関係にある。2 種類のタスクはそれぞれ、 T_r のインプットはルーティンタスクを実行する労働者 L_r あるいは ICT 資本 C から、 T_n のインプットはノンルーティンタスクを実行する労働者 L_n から供給され、 T_r における労働者と ICT 資本は完全代替の関係にあるが、 T_r における労働者と T_n における労働者は不完全代替の関係にある。

このモデルにおいて、ICT の技術変化は、ルーティンタスクを実行する ICT 資本の価格低下として表される。すなわち、ICT の技術変化が起これば C の価格 ρ が低下し、この変化は外生的である。

また、労働については、従事するタスク (T_r, T_n) に応じた (L_r, L_n) の 2 種類に区分される。各労働者はタスクごとに異なる生産性を有しており、これらの生産性は一定であるが、後述するように、労働者とタスクの対応づけは不変ではなく、均衡によって決定する。

では、この労働者のタスクへの割当はどのように決まっているかを説明する。労働者はより高い生産性を発揮できる方のタスクを選択するという供給側の制約と、企業はコストのより小さい方の生産要素を活用するという需要側の制約により、均衡点が決定する。各労働者 i は、2 種類のタスク (T_r, T_n) に対してそれぞれ固有の生産性 (r_i, n_i) (相対比率 $\frac{n_i}{r_i} = \eta_i$) を有しており、効用の最大化を目指し、比較優位を持ついずれかのタスクを選択し、専らそのタスクに従事する。均衡においては、いずれのタスクも選択し得る限界的な労働者が存在し、その生産性の相対比率は、

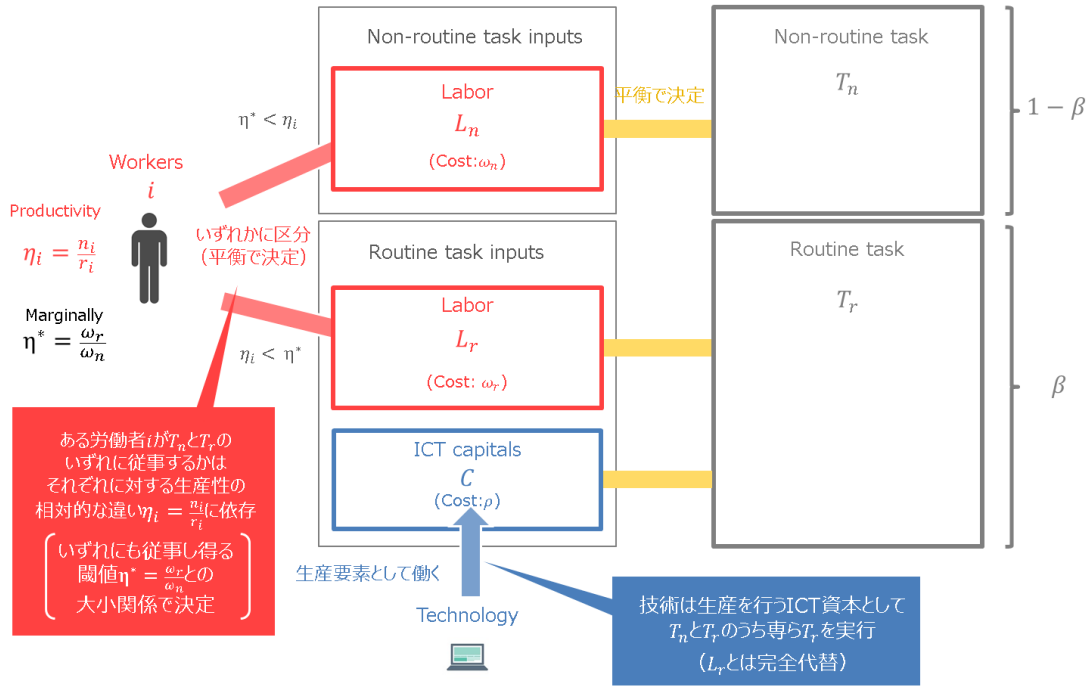
$$\eta^* = \frac{\omega_r}{\omega_n} \quad (6)$$

となる。各労働者 i は、この η^* と自身の η_i の大小に応じ、 $\eta_i < \eta^*$ ならば T_r に、 $\eta_i > \eta^*$ ならば T_n に従事する。一方企業は、完全代替の関係にある L_r と C のうち、コストの抑えられる安い方を用いるので、均衡点では賃金 ω_r と ICT 資本価格 ρ が一致し、

$$\omega_r = \rho \quad (7)$$

となる (図表 10)。

図表 10 ALMモデルの基本概念（イメージ）



(Autor, Levy and Murnane (2003) を基に筆者作成)

この生産関数の下、均衡点において、技術の革新を表す ρ の減少により、 T_r 、 T_n のタスクに従事する労働者の賃金およびそれらの相対比である ω_r や ω_n 、 $\frac{\omega_n}{\omega_r}$ 、 T_r 、 T_n のタスクの労働需要や規模を表す L_r 、 L_n 、 C や、 T_r の T_n に対する相対比である $\theta = \frac{L_r + C}{L_n}$ がどのように変化するかがみられている。

まず賃金については、需要と供給の均衡点では賃金は限界生産力に等しく、 $\omega_r = \frac{\partial Y}{\partial L_r}$ 、 $\omega_n = \frac{\partial Y}{\partial L_n}$ が成り立ち、また T_r における L_r と C は完全代替の関係にあることから均衡点では賃金は ICT 資本価格に一致し、 $\omega_r = \rho$ が成り立つことから、

$$\omega_r = (1 - \beta) \left(\frac{L_r + C}{L_n} \right)^{-\beta} = \rho \quad (8)$$

$$\omega_n = \beta \left(\frac{L_r + C}{L_n} \right)^{1-\beta} \quad (9)$$

この比率の対数を取り、 ρ で偏微分すれば、

$$\frac{\partial \ln \frac{\omega_n}{\omega_r}}{\partial \ln \rho} = -\frac{1}{\beta} < 0 \quad (10)$$

が得られる。(10) 式から、ICT 資本価格の低下は、ルーティンタスクに対する賃金を低下させる一方、ノンルーティンタスクに対する賃金には影響を及ぼさず、従って、ノンルーティンタスクとルーティンタスクの間の賃金格差の拡大の方向に働くこと、またその影響は、ノンルーティンタスクの分配率に依存して大きく

なる。

また、 T_r の T_n に対する相対比率については、 θ の対数を取り、 ρ で偏微分すれば、

$$\frac{\partial \ln \theta}{\partial \ln \rho} = -\frac{1}{\beta} < 0 \quad (11)$$

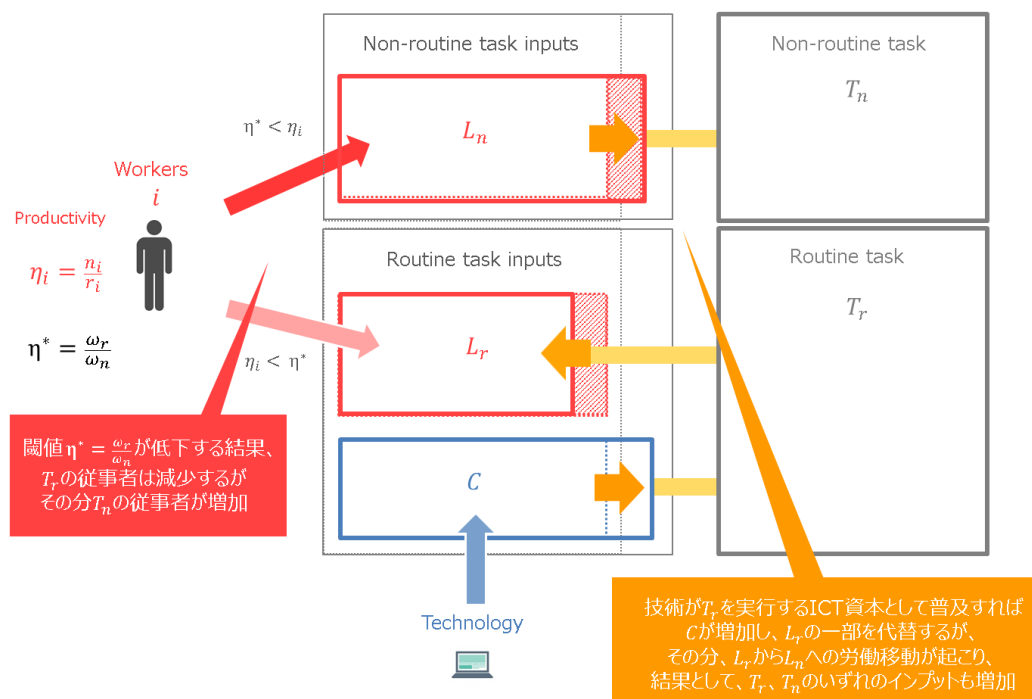
が得られる。(11) 式と、 ρ の低下により各インプット C は増加、 L_r は減少、 L_n は増加となることをあわせて考慮すれば、ICT 資本価格の低下は、ルーティンタスクにおける生産要素間の競争を生じ、従事していた労働者の一部が代替されるが、押し出された労働者はその分ノンルーティンタスクに従事するようになり⁶⁴、結果として、ルーティンタスクもノンルーティンタスクも規模が拡大する⁶⁵ことが分かる（図表 11）。

また、詳細は実証分析の項で紹介するが、Autor, Levy and Murnane（2003）ではこうした理論のフレームワークから、図表 9 のタスク類型に基づき、1960 年代から 1990 年代にかけての米国の労働市場における各タスクの割合の変化と ICT の導入との関係についての回帰分析を行っている。その結果、ICT が普及した 1970 年代以降、ノンルーティンタスクは一貫して増加している一方、ルーティンタスクは一貫して減少していること、こうした傾向は ICT の導入が進んでいるほど強くみられることを確認し、こうした結果は理論モデルと整合的であると論じている。

⁶⁴ このことは、 L_n と C の完全代替、 L_r と L_n の不完全代替の関係性から直感的に明らかであるが、数式上、 $\frac{\partial \ln \eta^*}{\partial \ln \rho} = \frac{\partial \ln \frac{\omega_r}{\omega_n}}{\partial \ln \rho} = \frac{1}{\beta} > 0$ が成り立つこと、すなわち ρ の低下により η^* が減少することからも導ける。

⁶⁵ ルーティンタスクの規模が拡大することは、 L_n の増加によりノンルーティンタスクの規模が拡大し、かつ、 $\frac{\partial \ln \theta}{\partial \ln \rho} < 0$ よりルーティンタスクがノンルーティンタスクに対して相対的に増加することから導ける。

図表 11 ALM モデルにおける技術進歩による均衡のシフト（イメージ）



(Autor, Levy and Murnane (2003) を基に筆者作成)

ここで、ALM モデルにおける課題について、技術および労働のモデル化の部分を中心に議論する。

本モデルにおいて、技術は、ルーティンタスク/ノンルーティンタスクの 2 種類のタスクのうちルーティンタスクの生産要素として働き、技術革新は、こうした生産要素の価格低下として捉えられている。ルーティンタスクにおける技術による労働の直接代替という事象を捉えることができるという点においては、スキルモデルより優れていると言える。一方、技術革新は外生的なものであり、技術の進歩のスピードや方向性についてはモデルとは独立して決まるとみなされているが、技術進歩の方向性は実際にはニーズに応じて決まる側面もあるため、内生化してモデルに組み込むことが望ましい。

また、労働については、モデル上、労働者の備えている生産性に応じ、ルーティンタスク従事者/ノンルーティンタスク従事者の 2 種類に分けられている。労働市場の観察事象と整合的であるという点において、スキルベースで高スキル労働者/低スキル労働者の 2 種類に分けられていたスキルモデルからみれば大きく進歩しており、この意義は大きいと言えるが、2 要素モデルという構造上、二極化の事象を表しきれないという限界がある。労働者のタスクへの割当については、モデル上では生産性として表されるスキルの違いに応じてタスクが割り当てられる。タスクとスキルの間に区別がなかったスキルモデルより進歩していると言えるが、こうしたスキルを実証的に測ることは難しく、ALM モデル同様すべての労働者がいずれかのタスクに

従事しているとの仮定がおかれているため、失業や就業による雇用量の増減をみることはできない。さらには、ALM モデルにおいても、労働者のスキルへの割当が固定されているが、労働者のスキルは実際には変化していくと考えられるのではないか。

Acemoglu and Autor (2011) : タスクモデルの拡張

本モデルは、先行モデルでは説明できなかった近年の賃金や雇用量の二極化等の現象も含め、1960 年代以降の米国の労働市場の変化を説明しようと、Acemoglu and Autor (2011) が提唱したもので、ALM モデルを発展させたタスクモデルのひとつである（以下、このモデルを「AA モデル」と呼ぶ）。AA モデルでは、ALM モデルと同じタスクベースのフレームワークを用いているが、労働市場における二極化現象を表せるよう労働を 3 種類に分け、また技術を開発、販売する生産者の存在を導入することより、技術を内生化している。AA モデルにおいて、生産活動は、高スキル労働者、中スキル労働者、低スキル労働者の 3 種類に大別される労働者と、中スキル労働者のタスクの一部を実行する ICT 資本によりなされており、技術は高スキル労働者の生産性を相対的に高めるか、生産要素として中スキル労働者の一部を代替する。技術が高スキル労働者増大的に働く場合は、高スキル労働者のタスクが相対的に増加、中スキル労働者や低スキル労働者のタスクが相対的に減少し、その結果として高スキル労働者/中スキル労働者や高スキル労働者/低スキル労働者の賃金格差が拡大するとともに、中スキル労働者/低スキル労働者の賃金格差が縮小する。中スキル労働者が従事するタスクの一部を実行する場合は、高スキル労働者や低スキル労働者のタスクが相対的に減少、高スキル労働者/中スキル労働者の賃金格差が拡大、中スキル労働者/低スキル労働者の賃金格差が縮小する。

このモデルの発展の根底にあったのは、ここ 30 年ほどの米国の労働市場で観察されているものの説明がなされていない事象、例えば雇用や賃金の二極化や中程度のスキル労働者のタスクを直接代替する新技術の普及等についてうまく説明できるようなモデルが必要であるとのモチベーションである。

Acemoglu and Autor (2011) は、前述したスキルモデルの課題のなかでも、特に、①タスクとスキルの間に区別がなされておらず、スキルのタスクへの割当が 1 対 1 対応（one-to-one mapping）で固定されていること、②技術変化が生来スキル偏向的なものであるとの前提の下、外生的に扱われていることの 2 点は改善の余地が大きいとして、タスク、スキル、技術といった要素間の複雑な関係を表せるタスクモデルの構築を試みた。

以下、このモデルを、KM モデルや ALM モデルと異なるところに焦点を絞って紹介したい。AA モデルでは、財・サービスの生産はタスクの積み重ね（a continuum of tasks）によりなされるとの考えに基づ

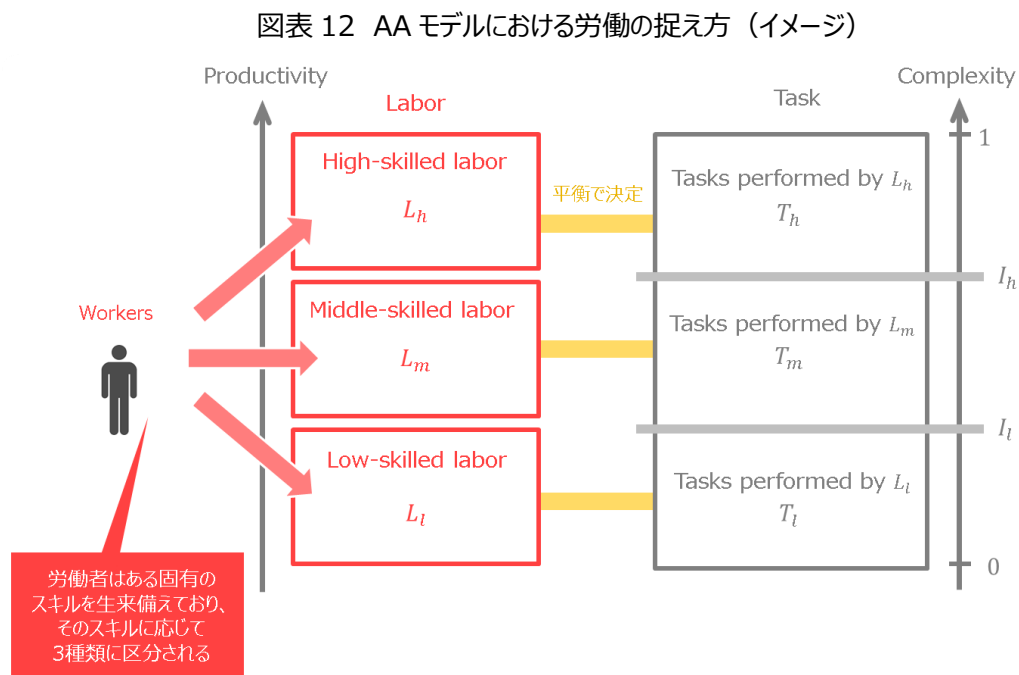
き、次のような Cobb-Douglas 型の生産関数を想定している。

$$Y = F(y(i)) = \exp\left[\int_0^1 \ln y(i) di\right] \quad (12)$$

本モデルでは、完全競争の労働市場の想定の下、最終財（ Y ）は、タスク i の実施により生産されるタスクアウトプット $y(i)$ を、 $[0,1]$ で表される単位区間において積分したものを指数化することで得られる。さらに、各タスクアウトプットは、

$$\begin{aligned} y(i) &= F(L_l, L_m, L_h, C) \\ &= A_l \alpha_l(i) L_l(i) + A_m \alpha_m(i) L_m(i) + A_h \alpha_h(i) L_h(i) + A_c \alpha_c(i) C(i) \end{aligned} \quad (13)$$

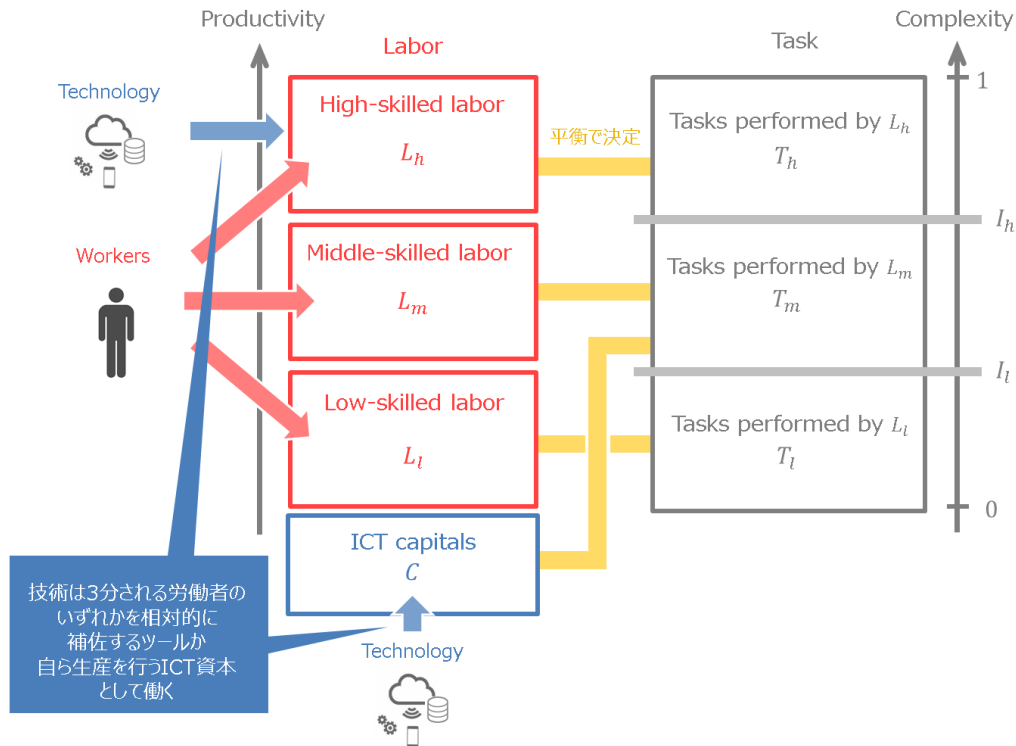
と表される。すなわち、タスクアウトプット $y(i)$ は高スキル労働者、中スキル労働者、低スキル労働者」の3種類の労働者（ L_h, L_m, L_l ）および ICT 資本 C により、それぞれのタスク生産性 $\alpha_x(i)$ （ $X = h, m, l$ ）にて生産されている（図表 12）。



（Acemoglu and Autor（2011）を基に筆者作成）

AA モデルにおいて、技術変化は要素増大的な効果をもたらす、あるいはそれ自体が一種の生産要素として働くと想定されている。具体的には、前者の技術革新が起こる場合は、あるスキルの労働者の A_x の相対的な増加として、後者の技術革新が起こる場合は、中スキル労働者の一部を直接代替する $C(i)$ の増加として表される（図表 13）。

図表 13 AAモデルにおける技術の捉え方（イメージ）



(Acemoglu and Autor (2011) を基に筆者作成)

また、AAモデルにおける労働は、スキルモデル同様、備えているスキルに応じて区分されるが、本モデルでは労働市場の二極化も表せるよう、(L_l, L_m, L_h)の3種類に区分される。各労働者は高スキル、中スキル、低スキルのいずれか1つを不変的に有しており、従って労働者はスキルモデル同様、各層に固定されている⁶⁶。他方、スキルモデルとは異なりタスクの概念が存在し（スキルとの区別がなされ）、労働者とタスクは、労働者の備えるスキルの高さとタスクの複雑さで結びつけられており、その割当は均衡で決定される。

次に、労働者のタスクへの割当はどのように決まっているかを説明する。AAモデルでも、ALMモデル同様、労働者の発揮する生産性という供給側の要素と、企業の支払うコストという需要側の要素により、均衡点が決定される。ただし、労働者数は固定されているため、ここでシフトするのは、タスクの区間[0,1]

⁶⁶ ベーシックなAAモデルではこのように労働者のスキルへの割当が外生的に固定されているが、これを内生化し、各労働者は、3つのスキル全てを一定量ずつ有しており、その組み合わせに応じて労働時間を配分するというモデルに拡張することもできる。詳細は Acemoglu and Autor (2011) 参照。

における、労働者の種類 (L_l, L_m, L_h) に応じたタスク (T_l, T_m, T_h) の境界を示す閾値 (I_l, I_h) である。閾値 I_l 上のタスクは、 L_l と L_m のいずれになされてもよく、同様に、閾値 I_h 上のタスクは、 L_m と L_h のいずれになされてもよい。タスクの複雑性は区間 $[0, 1]$ にて単調増加であるとの前提が置かれているため、区間 $[0, I_l]$ の T_l は L_l に、区間 $[I_l, I_h]$ の T_m は L_m に、区間 $[I_h, 1]$ の T_h は L_h によりなされる。くわえて、ここでは一価の法則が成り立ち、労働者 (L_l, L_m, L_h) の賃金 ($\omega_l, \omega_m, \omega_h$) は同一の種類の労働者においては個人によらず一定である。

AA モデルでは、こうした関数の下、技術変化が要素増大的に A_x を相対的に増加させた場合、あるいは T_m の生産要素として $C(i)$ を増加させた場合に、賃金 ($\omega_l, \omega_m, \omega_h$) (これまでのモデル同様、限界生産力と等しい) やそれらの相対比がどう影響を受けるかをみることができる。

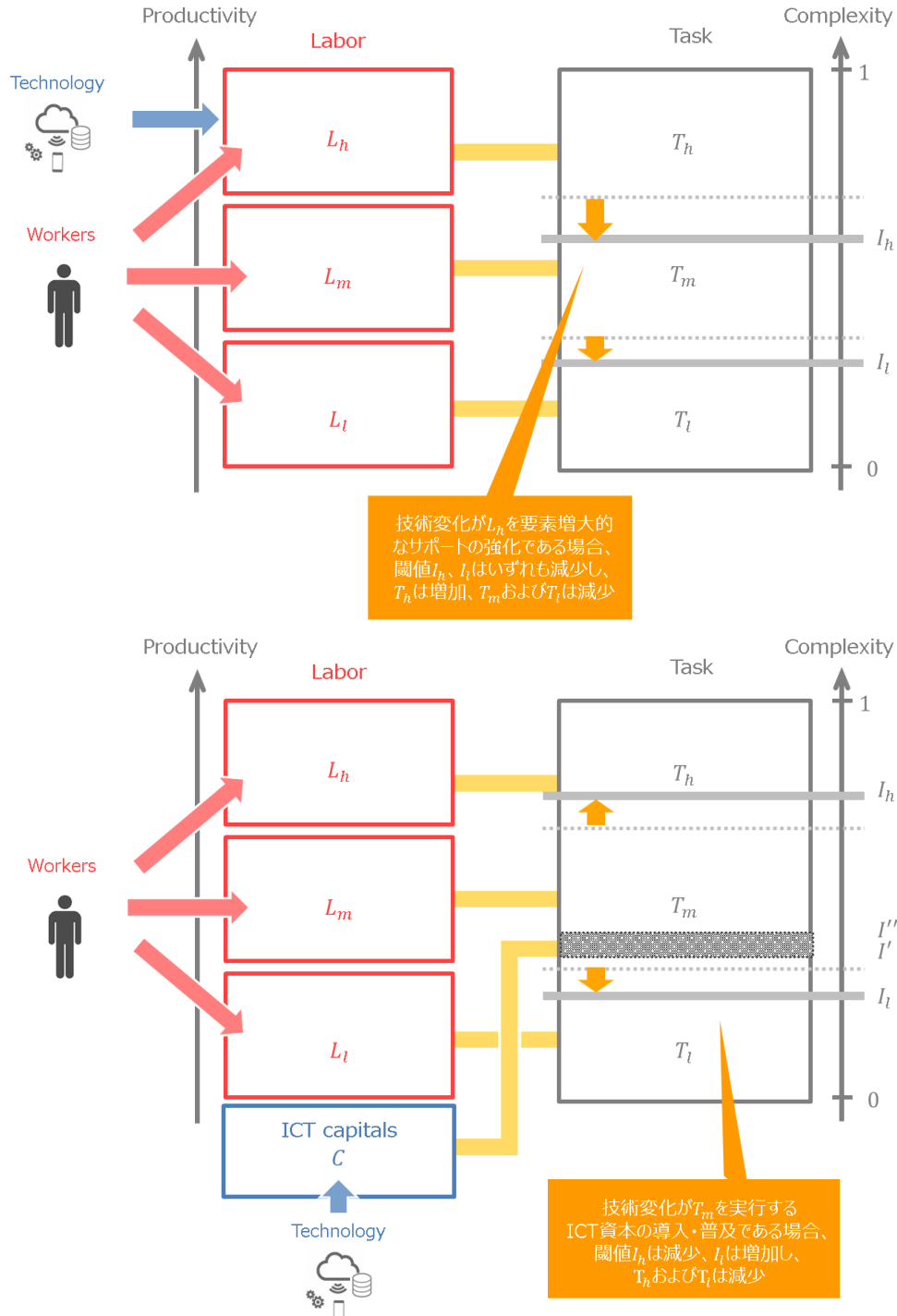
まず、1 つ目の例として、技術変化が高スキル増大的に A_h を増加させる場合、閾値 (I_l, I_h) は、いずれも減少するが、その変化の幅は $I_l < I_h$ である⁶⁷。すなわち、 T_h の区間 $1 - I_h$ は拡大、 T_m の区間 $I_h - I_l$ および T_l の区間 I_l は縮小し、その結果、各労働者の賃金は、 ω_h は増加、 ω_m および ω_l は減少する。また、労働者間の賃金格差については、 $\frac{\omega_h}{\omega_l}$ および $\frac{\omega_h}{\omega_m}$ の拡大という自明の傾向の他、 $\frac{\omega_m}{\omega_l}$ の縮小という興味深い傾向⁶⁸も導かれる (図表 14 上段)。

それから、2 つ目の例として、技術変化が T_m の生産要素として $C(i)$ を増加させる場合、区間 $[I_l, I_h]$ において ICT 資本によりタスクが生産される区間 $[I', I'']$ が存在する ($[I', I''] \subset [I_l, I_h]$)。 T_m の区間は $I_h - I_l$ から $I_h - I_l - (I' - I'')$ へと縮小し、閾値 (I_l, I_h) が両端へと押しやられて I_l は減少、 I_h は増加し、その結果、 T_h の区間 $1 - I_h$ および T_l の区間 I_l はいずれも縮小する。この場合、労働者間の賃金格差は、 $\frac{\omega_h}{\omega_m}$ は拡大、 $\frac{\omega_m}{\omega_l}$ は縮小する。ただし $\frac{\omega_h}{\omega_l}$ については、拡大・縮小のいずれになるかは自明ではなく、これは、閾値 (I_l, I_h) のいずれがより強く押し出されるか、すなわち、 L_m とより強い代替関係にあるのは L_l と L_h のいずれかに依存して決定する (図表 14 下段)。

⁶⁷ これは、直接的な影響が生じているのは労働者の高スキルの層、タスク区間では 1 に近い方に相当し、そこからの距離が小さい区間ほど影響を強く受けていると捉えれば、直感的に理解しやすい結果であろう。

⁶⁸ これも、脚注 67 同様、高スキルの層により近い中スキルの層の方が低スキルよりも影響を強く受けていると捉えれば、直感的に理解できる。

図表 14 AA モデルにおける技術進歩による均衡のシフト（イメージ）



(Acemoglu and Autor (2011) を基に筆者作成)

上で紹介したいずれのケースにおいても、 $\frac{\omega_h}{\omega_m}$ は拡大、 $\frac{\omega_m}{\omega_l}$ は縮小しており、 L_m が相対的に不利益を被っていることがわかる。言い換えれば、いずれの技術進歩による負の影響も、スキルが低いほど強まるわけではなく、中程度の労働者に最も大きく生じる。

以上の技術変化は外生的であるが、要素増大的な技術革新については、AA モデルでは内生化することもできる。これまでのスキルモデルにおけるスキルと技術の関係は、技術がどのスキルへ偏向的に発展していくかを所与として、それに応じてスキルが供給シフトさせるという一方向的なものであったが、拡張した AA モデルでは、スキル供給のシフトの方向性が技術革新の偏向に応じて変化すると同時に、技術の発展の方向性も、スキル供給の動向に応じて変化するという、互いに影響を及ぼし合う関係にある⁶⁹。

ここで、AA モデルにおける課題について、技術および労働のモデル化の部分を中心に議論する。

本モデルにおいて、技術は、特定の層の労働者の生産性を相対的に高めるものか、あるいはそれ自体が特定の種類のタスクを実行する生産要素として働き、技術革新は、前者の場合は、恩恵を受ける層の労働者の生産性向上、後者の場合は、3 種類の労働者にくわえての新たな生産要素の追加として捉えられる。特に、ICT 技術については、高スキル労働者の生産性向上か、従来中スキル労働者がになっていたタスクの実行（中スキル労働者の直接的な代替）で表される。これにより、ICT の技術革新が中スキル労働者に最もネガティブに働く事象（routinization）を、2 通りの中スキル労働者の代替、すなわち、高スキル労働者の生産性向上を通じた、高スキル労働者による代替と、新しい技術の導入・普及に伴う、技術自体による直接的な代替から分析することができる。また、モデルの拡張により技術革新の方向性を内生化することもでき、先行モデルより優れていると言える。

また AA モデルにおいては、労働者はそのスキルに応じ、高スキル労働者、中スキル労働者、低スキル労働者の 3 種類に分けられている。そのため、中スキル労働者のタスクが技術による代替を通じて減少する二極化現象を説明することができる。このように、先行モデルより進歩した点⁷⁰も多いが、AA モデルにおいても、すべての労働者がいずれかのタスクに従事しており、失業や就業による雇用量の増減をみることはできず、また、労働者のスキルの変化は考慮されていないなど、改善の余地は残されている。

⁶⁹ ここでは、Acemoglu（2007）を基に、技術は独占的に生産されて最終財の生産者に中間財として購入されており、技術の生産者と最終財の生産者のいずれも利潤最大化を目指すことで均衡が成り立つとモデル化されている。詳細は Acemoglu and Autor（2011）参照。

⁷⁰ 先行モデルとの違いとして、本文中で述べた点にくわえ、労働者のスキルへの割当や労働者のタスクへの割当（先行モデルでは完全にあるいはほとんど固定されていた要素）についても、本文中で紹介した基本形では固定されているが、モデルを拡張すれば均衡により動かすことも可能となっていることも補足しておく。

Acemoglu and Restrepo (2018) : タスクモデルのさらなる拡張

本モデルは、ALM モデルや AA モデルを発展させたタスクモデルのひとつである（以下、このモデルを「AR モデル」と呼ぶ）。AR モデルでは、ALM モデルと同じくタスクベースのフレームワークを用いているが、これまでのモデルのように、労働者の層間の違いをつぶさに見ることよりも、技術革新が労働に影響を及ぼすメカニズムを包括的にモデル化すること⁷¹に焦点が当てられている⁷²。AR モデルにおいて、生産活動は、シンプルに労働者と資本によりなされており、技術は①自動化、②新しいタスクの創出、の2通りから労働に影響を与える、すなわち、従来人間が従事していた既存のタスクは機械に行われるようになる一方で、人間が機械に対して比較優位を持つような複雑なタスクが新たに創出される、と想定されている。AR モデルはこうした技術のメカニズムをモデル化し、雇用量や労働分配率、賃金⁷³の変動について理論的に検証している。

AR モデルでは、AA モデルと同じく、財・サービスの生産はタスクの積み重ね（a continuum of tasks）によりなされるとの考えに基づき、次のような生産関数が想定される（ただし、 $\tilde{B}$ は正の定数）。

$$Y = F(y(i)) = \tilde{B} \left(\int_{N-1}^N y(i)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} di \right)^{\frac{\sigma}{\sigma-1}} \quad (14)$$

本モデルでは、完全競争の労働市場の想定の下、最終財（ Y ）は、タスク i の実施により生産されるタスクアウトプット $y(i)$ を、単位区間において積分することで得られるという、AA モデルと類似したかたちをとるが、大きく異なるのは、タスクの区間が $[0,1]$ から $[N-1, N]$ へと一般化されている点である。この N が、タスクの複雑さを表し、後述するように新規タスク創出のものさしともなる。各タスクアウトプットは、

$$y(i) = F(q, l, k) = \bar{B} [\eta q(i)^{\frac{\xi-1}{\xi}} + (1-\eta)(k(i) + \gamma(i)l(i))^{\frac{\xi-1}{\xi}}]^{\frac{\xi}{\xi-1}} \quad (i \leq I) \quad (15)$$

$$y(i) = F(q, l) = \bar{B} [\eta q(i)^{\frac{\xi-1}{\xi}} + (1-\eta)(\gamma(i)l(i))^{\frac{\xi-1}{\xi}}]^{\frac{\xi}{\xi-1}} \quad (I < i) \quad (16)$$

⁷¹ Acemoglu and Restrepo (2018) では、新たな職業の創出による雇用成長が起きているかどうかをみようと、1980年から2008年にかけての米国の雇用量の増減について、職業名に着目して分析している。その結果、例えば1990年代の「radiology technician」（放射線技師）のように、多くの新しい職業名が生まれており、約35年間の5000万人規模の雇用成長のうち、新しい職業の創出によるものはおよそ60%に相当すると推計されている。

⁷² こうした問題意識から、ベーシックなARモデルでは労働者は単一の集団とみなされているが、これを高スキル労働者、低スキル労働者の二種類に区別するよう拡張することもできる。詳細はAcemoglu and Restrepo (2018) 参照。

⁷³ 厳密には資本所得で標準化された賃金率（賃金レベル）を指す。

といったCES型の関数で表される⁷⁴。すなわち、タスクアウトプット $y(i)$ は、技術的に自動化が可能かどうかの閾値 I を境に、 $i \leq I$ であれば労働 $l(i)$ が資本 $k(i)$ のいずれか⁷⁵に、 $I < i$ であれば専ら労働 $l(i)$ により、タスク特異的な中間財 $q(i)$ を用いながら、労働を用いる場合は生産性 $\gamma(i)$ 、資本を用いる場合は生産性1にて生産されている⁷⁶。すべてのタスクが技術的に可能といったケースは生じず、 $I \in [N-1, N]$ が必ず存在するという仮定が置かれている。

こうした技術面の制約条件にくわえ、コスト面の制約条件も存在し、モデルではこれらの均衡が成り立つ。企業は利潤最大化のために生産コストを抑えようとすることから、労働と資本のいずれが用いられるかは、労働の賃金率を W 、資本のレンタル価格を R とすれば、要素価格 $(\frac{W}{\gamma(i)}, R)$ の大小に依存する。 $\gamma(i)$ は i に対して単調増加的であるため、 i が大きいほど資本に対する労働の相対コストが下がるため、両者がちょうど一致するときの閾値 $\tilde{I}$ を境に、 $i \leq \tilde{I}$ であれば資本の方が、 $\tilde{I} < i$ であれば労働の方が相対コストが小さい。ただし、 $I < i$ ではそもそも労働しかタスクを実行できないため、均衡点を I^* とすれば、

$$I^* = \min\{I, \tilde{I}\} \quad (17)$$

である（図表 15）。

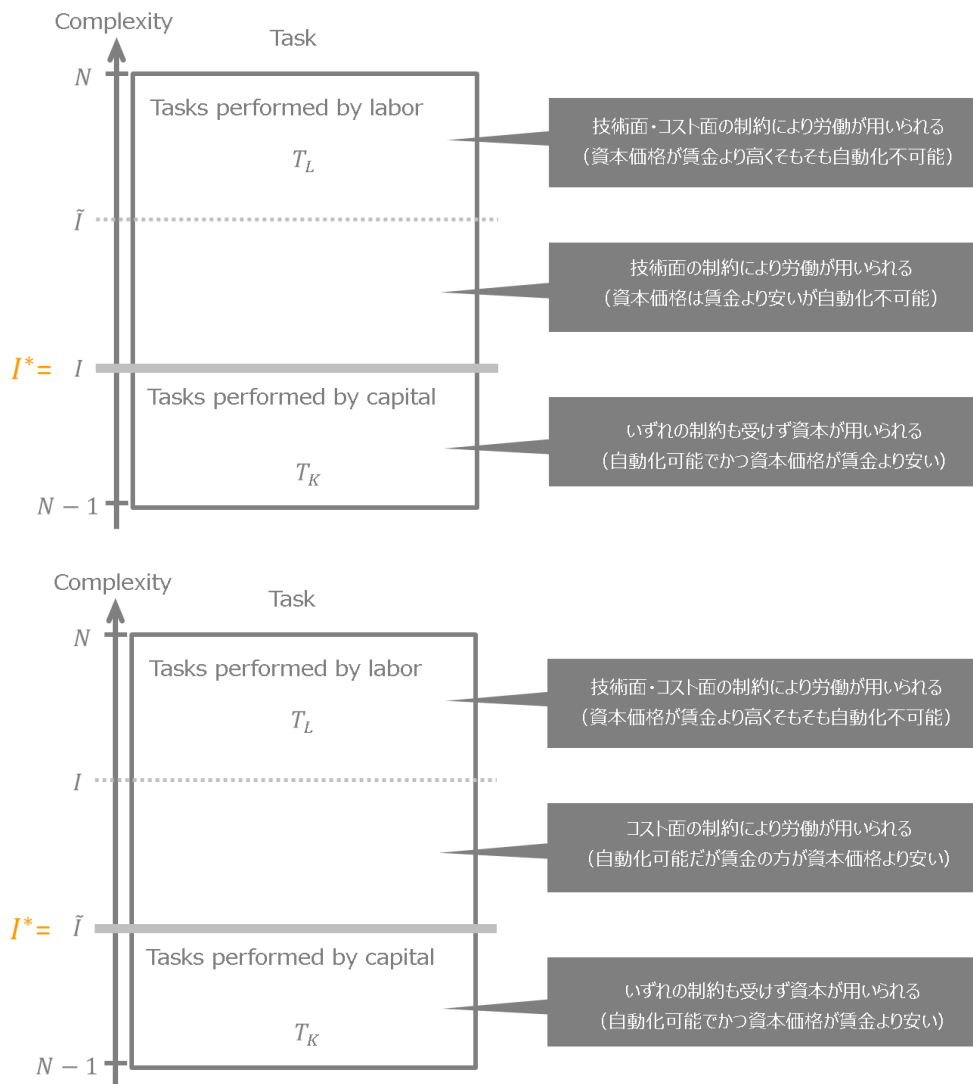
⁷⁴ $\bar{B}$ は定数で、 $\xi = 1$ のとき、 $\bar{B}(\xi) = \psi^\eta(1 - \eta)^{\eta-1}\eta^{-\eta}$ 、または $\xi \neq 1$ のとき、 $\bar{B}(\xi) = 1$ 。

⁷⁵ $i \leq I$ において、労働と資本は完全代替関係にある。

⁷⁶ 前提条件として、労働の生産性 $\gamma(i)$ は i の単調増加であり、従って i が大きいほど、タスクは複雑になり、労働が資本に対して比較優位を持つ。このため、 $i \leq I$ におけるタスク技術的に自動化可能、 $I < i$ におけるタスクは自動化不可能である。

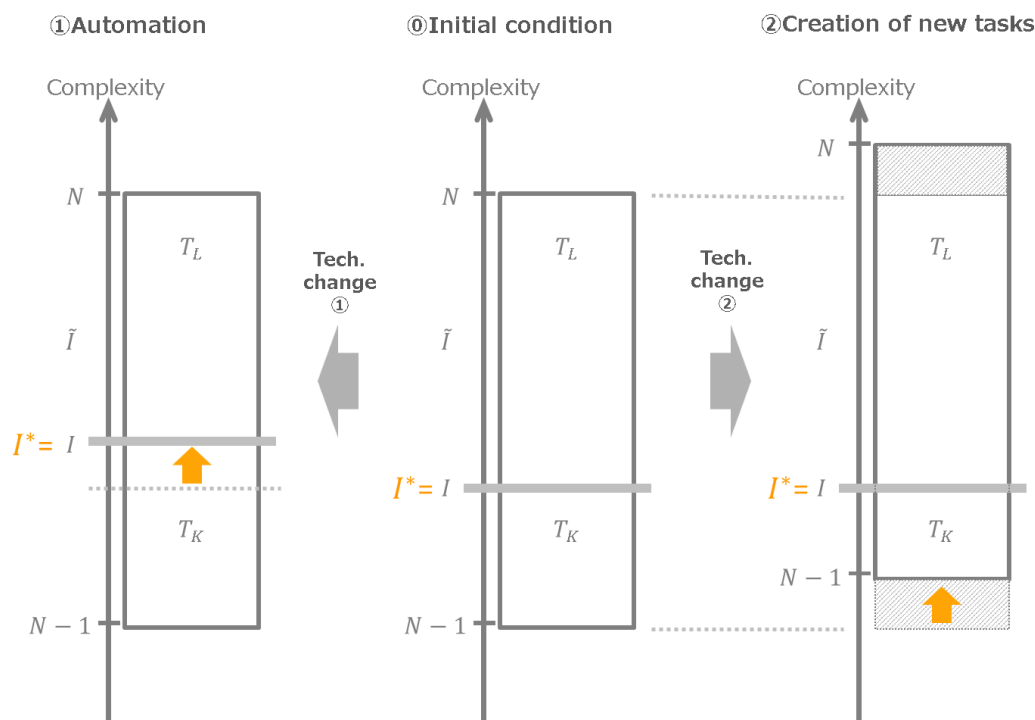
⁷⁷ $\frac{W}{\gamma(i)} = R$

図表 15 ARモデルにおける均衡の基本概念（イメージ）



(Acemoglu and Restrepo (2018) の Figure2 を基に筆者作成)

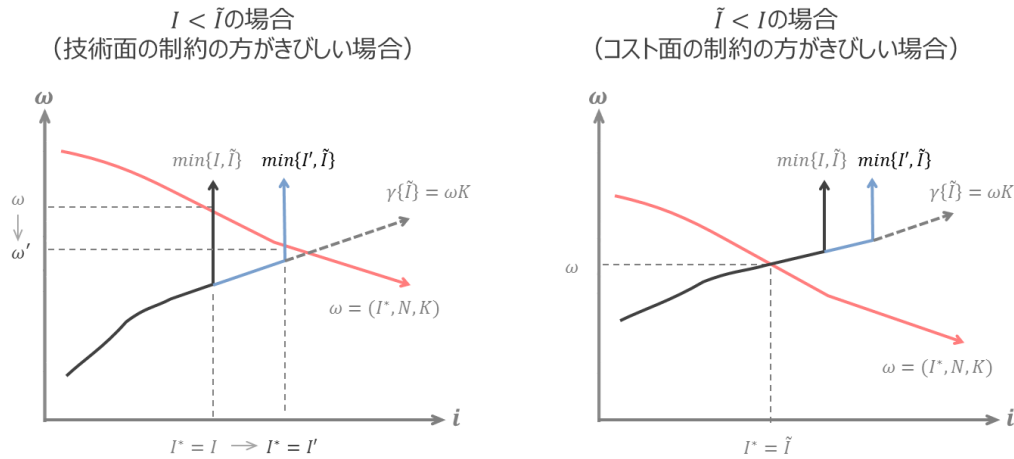
このような AR モデルにおいて、技術変化は、前述したように、①自動化、②新しいタスクの創出の 2 通りで働く想定されている。具体的には、①の場合は I の減少、すなわち資本にも実行できるタスクの割合増加、②の場合は N の増加、すなわち労働にしか実行できないタスクの割合増加として表される（図表 16）。

図表 16 ARモデルにおける技術進歩による均衡点のシフト（イメージ）（ $I < \tilde{I}$ の場合）

(Acemoglu and Restrepo (2018) を基に筆者作成)

このような概念的に新しい技術の捉え方がARモデルの特徴であり、以下、少し詳しく補足する（図表 17）。まず、①は、技術面の閾値 I を上方シフトさせる。このとき、 $I < \tilde{I}$ ならば、すなわち技術面の制約の方が強い場合は、 I が上方シフトすることで、 I^* も上方シフトし、資本分配率が増加する。これは、言ってみれば、機械は安価でありながらそれを用いる自動化技術がないために、否応なしに高価な労働を用いていたのが、技術レベルが上がり機械を用いることが可能になることで、安価な機械を選択するようになるケースである。一方 $\tilde{I} < I$ ならば、すなわちコスト面の制約の方が強い場合は、 I が上方シフトしようとも、 I^* はシフトしない。このケースでは、技術的には既に自動化可能ながら機械が高価であるがゆえに労働を用いているので、技術レベルがさらに上がろうとも、依然として労働を用い続ける。

図表 17 AR モデルにおける比較静学



(Acemoglu and Restrepo (2018) の Figure3 を基に筆者作成)

次に、②は、タスクの区間の上限 N を上方シフトさせる。これは、技術進歩により、タスクの担い手が変わる以前にそもそもタスク自体が変化するであろうという考えをモデル化したもので、ここでは、既存の単純なタスクがなくなり、これに相当するより複雑な新しいタスクが生まれるとされている。タスク区間の上方シフトにより、シフト前の下限に位置していたタスクが消失し、その分、シフト後の区間の上限に位置するタスクが現れるのである。ここでは、 $\tilde{I}$ と I の大小によらず、必ず労働分配率が増加する。新たに創出されるタスクにおいては、その複雑さゆえ、労働が資本に対して比較優位を持つためである。

AR モデルでは、こうした関数の下、雇用量⁷⁸や労働分配率、賃金の変動について分析しており、その結果は以下のとおりである（図表 18）。

⁷⁸ ここでは、労働供給は賃金に対して弾力的であると想定されている。

図表 18 AR モデルにおける技術進歩が労働市場にもたらす変化⁷⁹

		技術進歩の種類	
		①自動化	②新しいタスクの創出
制 約 条 件	技術面 ∨ コスト面	賃金*：↘ 労働分配率：↘ 雇用量：↘	賃金*：↗ 労働分配率：↗ 雇用量：↗
	コスト面 ∨ 技術面	賃金*：→ 労働分配率：→ 雇用量：→	賃金*：↗ 労働分配率：↗ 雇用量：↗

* ここでの賃金とは、資本所得で標準化された賃金レベルを指し、実質賃金そのものではないことに留意

(Acemoglu and Restrepo (2018) を基に筆者作成)

基本的には、①の自動化は、賃金や雇用量にマイナスの影響を与える一方、②の新しいタスクの創出は、賃金や雇用量にプラスの影響を与える⁸⁰が、①では例外的に、コスト面の制約が技術面の制約より厳しい場合は、賃金や雇用量に影響を及ぼさない。また、例外を除けば、①②いずれが生じて、経済成長にプラスに寄与する⁸¹。

Acemoglu and Restrepo (2018) ではさらに、前述のようなベーシックな静学モデルの考察の後、これを拡張し、資本の蓄積や技術革新の方向性⁸²を内生化した動学モデルについても検討している。その動学モデルからは、(1) 急速な自動化の進展、(2) 自動化と新しいタスクの創出のバランス

⁷⁹ 図表における「賃金」は、資本所得で標準化された賃金レベル ($\frac{w}{r}$) を指している。実質賃金そのもの (w) の増減は、基本的には賃金レベルと同じ方向へ動くが、技術面で制約が強い場合に自動化が起こるケース (左上) では、増減の方向は自明ではない (論文中では“may reduce”と予想されている)。

⁸⁰ これは、労働供給側の視点から以下のように説明できる。労働供給とは効用の最大化を追求する労働者の意思決定であると言える (これに対し、労働需要とは利潤の最大化を追求する企業の意思決定であると言える)、労働者の効用は余暇と消費に依存する。労働者には自由に使える時間の労働と余暇への分配によって決定する所得制約が課されており、例えば賃金が増加した場合を考えれば、単位時間当たりの労働の価値が上がるため、余暇を減らして労働を増やそうとし、労働の分配率が上昇する (代替効果) 一方、賃金の増加により所得水準が上昇し豊かになれば、あくせく働かず余暇を満喫しようとし、労働の分配率が減少する (所得効果)。このように、実質賃金の変化が労働供給量におよぼす影響は、一般に、これらの相反する代替効果と所得効果のいずれが大きいかによって決定し、ここでは、所得効果が代替効果よりも強く働くと考えられる。

⁸¹ $d \ln Y|_{K,L}$ は dI と dN のいずれが増加しても増加する (ただし、 dI については、 $\tilde{I} < I$ のケースを除く)。

⁸² 研究開発の方向性、すなわち、①の技術革新のスピードと②の技術革新のスピードの違いを考慮しており、モデル上は、完全競争とされていた中間財 $q(i)$ の生産を独占的競争と想定することで考慮できる。詳細は Acemoglu and Restrepo (2018)。

がとれた均衡成長の2つの経路が存在し、いずれの経路を辿るかは相対要素価格の大小に依存することが導かれている。すなわち、資本が労働に対して長期的に十分安価な場合は、(1)の経路により雇用量や労働分配率は減少し続け、そうでない場合は、(2)の経路により雇用量や労働分配率は一定に落ち着く⁸³。

ここで、ARモデルにおける課題について、技術および労働のモデル化の部分を中心に議論する。

本モデルの最大の特徴は、技術の捉え方にある。ARモデルでは、タスクの複雑さに伴い労働の資本に対する比較優位性が増加するという条件により、①自動化、②新しいタスクの創出の2通りの技術変化による影響を労働と資本の分配率にうまく転換しており、AI等の技術革新の及ぼす影響について、既存タスクの構造を前提としていた先行モデルに対し、そもそものタスクの構造が変化することを組み込んでいることは、大きな進歩と言えよう。またモデルの拡張により、①②のスピードの違いにより生じる技術革新の方向性を内生化できる点もメリットである。一方で限界点もあり、ARモデルでは、前述のようなタスクの複雑さと労働の生産性の関係より、いわゆる低スキル労働者の担うタスクが消失すると仮定されているが、現実では、いわゆる中スキル労働者の担うタスクが消失しており、モデルにおいてもこうした現象を表せることが望ましいであろう。

また、労働については、労働供給が賃金に対して弾力的に決定され、雇用量の増減をみられるのは本モデルの特徴と言えよう。また、ベーシックなモデルでは階層化されていないものの、これを拡張すれば、高スキル労働者/低スキル労働者の2種類に分けられ、労働者のタスクへの割当が継時的に可変となるが、一方、労働者のスキルへの割当については、これまでの先行モデル同様、スキルの継時的な変化は考慮されていないといった現実と異なる点も存在する。

小括

以上、昨今のAI、あるいはその前段のICTの技術革新をテーマとした理論分析について、技術と労働のモデルにおける捉え方の変遷を中心に紹介してきた(図表19)。

大きな潮流として、労働の捉え方については、ホワイトカラー/ブルーカラーの単純な対比構造を前提としたスキルベースのモデルから、ルーティンタスク/ノンルーティンタスクのような業務の性質に着目したタスクベースのモデルへとパラダイムシフトが起こっている一方、技術の捉え方については、模索の段階である。これは、AI等の技術の進歩がめざましく、その性質や適用される領域さえも著しいスピードで変わっていく可能性があることも一因である。こうした技術の質的・量的な変化の大きさから、理論分析における技術の捉

⁸³ (2)の自動化と新しいタスクの創出のバランスがとれた均衡成長経路で自動化が進めば、労働分配率の低下に伴い労働コストも低下するため、さらなる自動化は抑制される。

え方は絶えず転換が求められる可能性があるが、少しでも現実に即したモデルとなるよう、今後のさらなる発展が望まれる。また、労働についても、前述のとおり、現行のモデルでは労働者のスキルが不変であることが大前提となっているが、現実には、労働者それぞれのスキルは、OJTをはじめとする訓練や、労働者の努力に応じて、時間とともに変化している。また、これだけ技術がめまぐるしく進展する状況下では、そもそも「スキル」すらも変化していき、以前までは「スキル」としての価値を持っていた能力が陳腐化により役立たなくなったり、あるいはこれまではなかったような「スキル」が新たに求められるようになるであろう。また、こうした「スキル」の変化により、従事するタスクも変化する。このようなスキルやタスクの変化について、可能な限りモデルに組み込むことが望ましいのではないかと。

図表 19 本稿で紹介した理論モデルの概要

	Framework	Key points
Conventional model (Skill based model) Tinbergen (1974, 1975) Katz and Murphy (1992)	Production function : CES $Y = [(A_l L_l)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} + (A_h L_h)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}}]^{\frac{\sigma}{\sigma-1}}$	Technology: factor-augmenting Labor: high skill/low skill NO distinction between skill and task
Task based model Autor, Levy and Murnane (2003)	Production function: Cobb-Douglas $Y = (L_r + C)^{1-\beta} L_n^\beta$	Technology: automation Labor: routine task/non-routine task
Task based model Acemoglu and Autor (2011)	Production function: Cobb-Douglas $Y = \exp\left[\int_0^1 \ln y(i) di\right]$ $y(i) = A_l \alpha_l(i) L_l(i) + A_m \alpha_m(i) L_m(i) + A_h \alpha_h(i) L_h(i) + A_c \alpha_c(i) C(i)$	Technology: factor-augmenting & automation Labor: high skill/middle skill/low skill
Task based model Acemoglu and Restrepo (2018)	Production function: $Y = \tilde{B} \left(\int_{N-1}^N y(i)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} di \right)^{\frac{\sigma}{\sigma-1}}$ $y(i) = \tilde{B} [\eta q(i)^{\frac{\xi-1}{\xi}} + (1-\eta)(k(i) + y(i)l(i))^{\frac{\xi-1}{\xi}}]^{\frac{\xi}{\xi-1}} \quad (i \leq I)$ $y(i) = \tilde{B} [\eta q(i)^{\frac{\xi-1}{\xi}} + (1-\eta)(y(i)l(i))^{\frac{\xi-1}{\xi}}]^{\frac{\xi}{\xi-1}} \quad (I < i)$	Technology: automation & new creation of tasks Labor: competitive to capital (machinery)

(筆者作成)

4.2. 実証分析

前節では理論分析について紹介してきたが、理論モデルを検証するため、あるいは、理論モデルで説明されない現実の社会現象の中から新たな相互関係等をみつけるため、実証分析も、理論分析と並んで経済学の重要なアプローチである。また、ICTやAIの技術進歩が労働に与える影響については、実証分析に加えて、将来予測の試算・分析も近年精力的になされてきた。本節では、こうした実証分析や

将来予測の試算・分析のうち主たるものについて紹介する。まず、ICTを念頭に回帰分析に基づく分析を行った Autor, Levy and Murnane（2003）を紹介したのち、Frey and Osborne（2013）をはじめとした AI 等に関する将来予測を紹介する。

ICTの導入の影響に関する分析（回帰モデルに基づくタスクの変化の実証分析）

ここでは、前項でも取り上げた Autor, Levy and Murnane（2003）の実証分析の部分について取り上げる。本論文では、前段で提唱する理論モデルに基づく回帰分析により、一国全体のタスクがどの程度変化したかを推計している。

Autor, Levy and Murnane（2003）：米国における実証分析

ここでは、前項でも取り上げた Autor, Levy and Murnane（2003）の実証分析の部分について取り上げる。本論文では、図表9のようなタスク類型に基づき、職業データベース（Dictionary of Occupational Title : DOT）⁸⁴のデータと人口動態調査（Current Population Survey : CPS）⁸⁵のデータを用いて、1960年代から1990年代にかけての米国の労働市場における各タスクの割合の変化とコンピュータ化の度合いとの関係についての回帰分析を行い、ALMモデルの検証と推計を行っている。

本論文の実証分析の章では、まず、理論分析の章で提示した ALM モデルの頑健性チェックのため、1960年代から1990年代にかけてのタスク構成の変遷を、各タスクの割合の10年ごとの時系列変化により確認している（図表20）。その結果、ノンルーティン分析タスクやノンルーティン相互タスクについては、1960年代以降一貫して増加傾向にあるが、特に1970年代はその変化が加速しており、一方ルーティン手仕事タスクやルーティン認識タスクについては、1960年代から1970年代にかけては一旦増

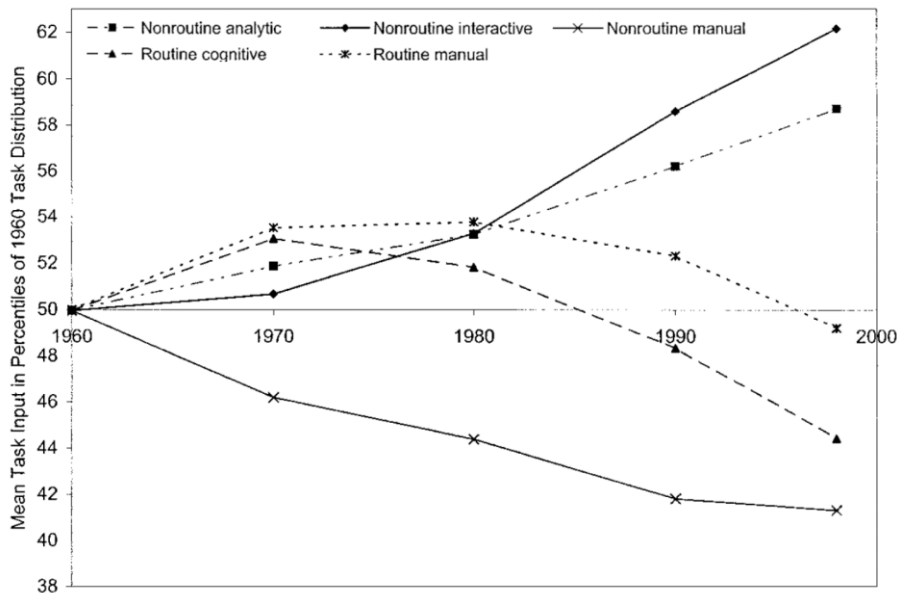
⁸⁴ 米国連邦労働省雇用訓練局（Employment and Training Administration : ETA）により、米国連邦政府全体の共通の職業分類のために作成され、1939年に初版、1949年に第二版、1965年に第三版、1977年に第四版、1991年に第四版の改訂版が発行されたが、現在では廃止され、代わりに、オンライン上のデータベース

（Occupational Information Network : O*NET）が提供されている。ALMモデルの検討当時より、既にETAの提供データはDOTからO*NETに切り替わっていたが、本論文においては、O*NETは時系列分析には適さないとして、DOTのデータを用いている。O*NETに関するさらなる詳細は労働政策研究・研修機構（2018a）参照。

⁸⁵ 米国労働統計局（Bureau of Labor Statistics : BLS）により実施されており、日本の労働力調査に当たる。本分析では、IPUMS-CPS(Integrated Public Use Microdata Series-CPS)とCPS-MORG(CPS Merged Outgoing Rotation Group)が用いられている。

加するものの1970年代以降は一貫して減少しており、期間全体では減少していること^{86, 87}が明らかとなった。このように、コンピュータ化が進んだ1970年代を境にタスク割合の変化に違いがみられ、ノンルーティンタスクは増加傾向、ルーティンタスクは減少傾向にあったことから、本分析ではこの結果をALMモデルと整合的であるとしている。

図表 20 米国の労働市場におけるタスクの構成の変化



(Autor, Levy and Murnane (2003) より Figure1 を引用)

このようにモデルの頑健性を確認した上、本分析では、産業別のコンピュータ化の度合いとルーティンタスク/ノンルーティンタスクの各タスクの変化の関係について、次式で回帰分析を行っている。

$$\Delta T_{jk\tau} = \alpha + \phi \Delta C_j + \varepsilon_{jk\tau} \quad (18)$$

ここで、 ΔT はタスクの構成割合の変化、 ΔC はコンピュータ化の度合いの変化、添え字は j が産業、 k がタスク類型、 τ が時点を表す。推定の結果、コンピュータの普及前である1960年代（pre-computer era）では有意な結果が得られず、一方で、コンピュータが普及している1970年代以降（computer era）ではコンピュータ化⁸⁸が進んでいる産業ほどルーティンタスクの減少とノンルーティンタスクの増加が起

⁸⁶ 産業に着目したタスク変化の要因分解（いわゆる within-between decomposition）により産業内の要因と産業間の要因の寄与度が比較されており、1970年代以降はいずれのタスクにおいても産業内＞産業間の傾向がみられ、またその傾向が近年になるほど強まっていることが示されている。これにより、観察されたタスク変化が、最終財への需要の変化に伴う産業構造の変化に起因するものではないことが示唆された。

⁸⁷ 男女別の分析も行われており、この傾向は性別の違いによらないことも示されている。

⁸⁸ 本分析では、コンピュータ化の度合いの指標として、コンピュータの利用（各労働者のコンピュータ利用時間）のデータ

こっており、その傾向は近年ほど強いこと^{89, 90}が示された。こうした傾向は ICT の導入が進んでいるほど強くみられることを確認し、この結果は理論モデルと整合的であると論じている。

本分析ではさらに、こうした産業別のタスクの変化をさらに教育段階別に分けた回帰分析を行っている。ここでは、教育の高度化（労働需要の高スキルへのシフト）とタスクの変化（タスク需要のノンルーティンへのシフト）の関係について、タスクの変化が教育の高度化の要因として働いているのではないかとの仮定の下、さきほどの産業別のデータをさらに教育段階別に分け、次式で回帰分析を行っている。

$$\Delta T_{ijk\tau} = \alpha_i + \phi_i \Delta C_j + \varepsilon_{ijk\tau} \quad (19)$$

ここで、添え字の*i*は教育段階⁹¹を表す。これにより、タスク変化について、教育段階によらず同様の傾向がみられること⁹²が分かった。さらにこの教育段階に着目した要因分解も行い、タスク変化のうち、層内の変化（within group）によるシフトの方が層間の変化（between group）によるシフトよりも大きいことを明らかにした。

本分析では、この結果について、次のように解釈している。コンピュータ化の進む職場において企業が取りうる方針は大きく分けて 2 つある。1 つは、全労働者に同じようにコンピュータ化に対応させる、すなわち、業務内容を変更する（労働者のタスクへの再割当を行う）こと、もう 1 つは、労働者ごとにコンピュータ化への対応を変える、すなわち、業務内容は大きく変えず、別途、専門性をもった高度な人材を新たに雇う（高スキル労働者を追加投入する）ことである。前者がグループ内の変化に、後者がグループ間の変化に相当する。要因分解によりグループ内の変化の方がグループ間の変化よりも大きいと示されたことは、コンピュータ化の起こる職場では、労働者のタスクへの再割当が生じていることを示唆していると考えられる。

また、産業別の分析と併せて、職業別の分析も行われている。ここまでの分析では、各職業のタスク構成は一定であると前提がおかれているが、同一職業におけるタスク構成自体、長期的には変化している

を用いている。なお、他の指標として、コンピュータ資本への投資（各産業の労働者 1t 人あたりのコンピュータ資本への投資額）を用いた検討も行い、同様の結果が得られている。またその際、コンピュータ資本への投資とその他資本への投資を分けて推計しているが、コンピュータ資本への投資のみタスク変化との相関がみられ、タスク変化が単純な資本への投資だけでも起こる可能性が否定された。

⁸⁹ これにより、タスク変化がコンピュータ化と無関係に起こっている可能性や、タスク変化がコンピュータ化の原因である可能性が否定された。

⁹⁰ 例えば 1990～1998 年の間におけるコンピュータ化（コンピュータ利用時間）の+10%の変化は、ノンルーティン分析タスクの+1.2%、ノンルーティン相互タスクの+1.5%、ルーティン認識タスクの▲1.8%、ルーティン仕事タスクの▲2.5%の変化（年換算）に相当する。

⁹¹ ここでは、高卒未満（high school dropouts）、高卒（high school graduates）、高卒以上大卒未満（some college）、大卒（college graduates）

⁹² 一部有意でない推定値もあるが、全体として、教育段階によらず、ノンルーティンタスクの増加およびルーティンタスクの減少傾向がみられた。

可能性⁹³が考えられる。そこで職業別の回帰分析を行った結果、産業別同様、コンピュータ化が進んでいる職業ほど、ルーティンタスクの減少とノンルーティンタスクの増加が起こっていることが明らかとなった。これにより、同一産業内でみても、同一職業内でみても、タスクの変化が起こっており、その変化はコンピュータ化が進んでいるほど大きいことが示唆された。

最後に、タスクという単位になじみがなく、その変化の大きさの解釈が難しいため、本分析で得られたタスクの変化の推定値を、経済的にわかりやすい具体的な指標に変換している。具体的には、上述のように、タスクの変化が労働需要に影響を及ぼし、教育の高度化のシフトを起こすことが示唆されたため、この結果を用いて、タスク変化の大きさを大卒の割合の変化に換算することで、コンピュータ化の影響の規模⁹⁴が測られている。

Ikenaga and Kambayashi (2016) : 日本における実証分析

Autor, Levy and Murnane (2003) やこれを応用した研究より、米国や欧州⁹⁵の労働市場において、ICT化と応じてルーティンタスクの割合が減少するとともにノンルーティンタスクの割合が増加してお

⁹³ 本論文では、秘書 (secretary) を例に、米国労働省 (Department of Labor : DOL) による職業展望ハンドブック (Occupational Outlook Handbook : OOH) の 1971 年版と 2000 年版の間で次のように記述が大きく変わっていることを説明している。

“... Secretaries relieve their employers of routine duties so they can work on more important matters. Although most secretaries type, take shorthand, and deal with callers, the time spent on these duties varies in different types of organizations”

(秘書は、雇用主のルーティンタスクを代わりに行うことで、雇用主をルーティンタスクから解放し、より重要なことに従事できるようにする。ほとんどの秘書は文字の入力や速記、電話応対を行っているが、それらに従事している時間は、組織の種類により異なる。)

“As technology continues to expand in offices across the Nation, the role of the secretary has greatly evolved. Office automation and organizational restructuring have led secretaries to assume a wide range of new responsibilities once reserved for managerial and professional staff. Many secretaries now provide training and orientation to new staff, conduct research on the Internet, and learn to operate new office technologies”

(技術が国全体の職場に普及し続けるにつれ、秘書の役割は大きく変わった。オフィスオートメーションや組織再編により、秘書はかつて管理職や専門職に割り当てられていたような責任も新たに広く負うことになった。いま多くの秘書は、新入社員に研修や指導を施したり、インターネット上で調査を行ったり、新しいオフィス技術の運用を学んだりしている。)

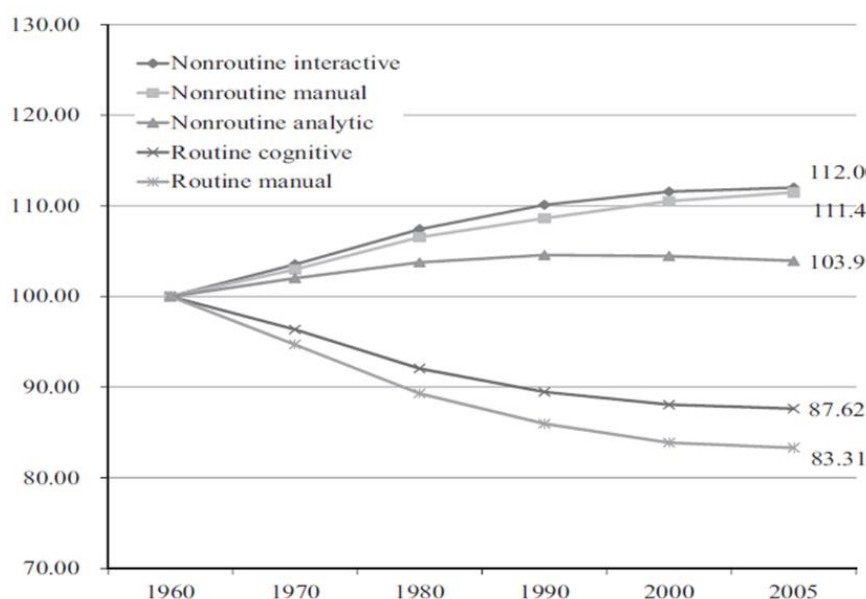
⁹⁴ 1970～1998年の期間において、タスクの変化 (ルーティンタスクからノンルーティンタスクへのシフト) は、教育の高度化 (大卒の割合の増加) の約 60%を説明した。

⁹⁵ Goos and Manning (2007) や Spitz-Oener (2006) では、それぞれ 1970 年代後半以降の英国や西ドイツについて、米国同様、ルーティンタスクの減少やノンルーティンタスクの増加の傾向がみられ、賃金や雇用の二極化が生じているを示している。さらに Goos, Manning and Salmons (2009) では、1990 年代以降の欧州 16 개국について分析を行い、やはり雇用の二極化が生じていることを示している。

り、雇用や賃金の二極化が生じていることが観察されたが、日本の労働市場ではどうなっているかを分析したのが本論文である。本論文では、我が国の職業データベースであるキャリアマトリックス⁹⁶のデータと国勢調査のデータを用いて、1960年代から2000年代にかけての我が国の労働市場における各タスクの割合の変化を推計している。

分析の結果、日本においても欧米同様に、ルーティンタスクの割合減少およびノンルーティンタスクの割合増加の傾向があり、雇用の二極化の減少が観察されることが示された。ただし、日本特有の傾向もみられた。米国では、ルーティンタスクが1960年代から1970年代にかけて一旦増加した後、しばらく横ばいの状態が続き、1980年代以降に大幅な減少に転じている一方、ノンルーティンタスクは一貫して増加しているものの、1980年代以降にその増加が加速しており、すなわち二極化の減少は1980年代以降に顕著であるが、他方で日本では、ルーティンタスクは1960年代以降、一貫して減少している⁹⁷。

図表 21 日本の労働市場におけるタスクの構成の変化



(Ikenaga and Kambayashi (2016) より Figure2 を引用)

⁹⁶ キャリアマトリックスは労働者の職業間移動の支援のためには米国 O*NET に相当する情報システムが必要であるとして、労働政策研究・研修機構（The Japan Institute for Labour Policy and Training : JILPT）が2006年に開発した総合的職業情報データベースであり、幾度かの更新の後、2011年に公開を終了している。なお、その後現在まで我が国では分析に利用可能な職業データベースが存在しない状況にあるが、最近では、O*NETの日本版のデータベースの構築が改めて必要であるとして、検討が進められている。昨今の取組の詳細は労働政策研究・研修機構（2018a）参照。

⁹⁷ 1960年代以降の日本の労働市場においてみられる特徴として、農林漁業従事者の大幅な減少という産業構造の転換がであるが、本分析では、農林漁業従事者を除いても、変化の幅が小さくなるものの、同様の傾向が観察されることを確かめている。

AI等の導入の影響に関する分析（機械学習によるモデルに基づく雇用の変化の将来予測）

ここでは、冒頭で取り上げた Frey and Osborne (2013) やこれを契機として近年発表されてきた、AI等の技術の雇用への影響に関する分析について取り上げる⁹⁸。これらの分析は、一国全体の雇用がどの程度代替される可能性について、機械学習により構築した予測モデルに基づき試算するという、経済学においてもこれまでみられなかった新しい手法⁹⁹に基づいている。

Frey and Osborne (2013) : AI化¹⁰⁰による雇用の職業ベースでの代替可能性の予測モデルの提唱

2013年に Carl B. Frey and Michael A. Osborne は、米国におけるコンピュータ化の技術による労働の代替可能性についての試算・分析（Frey and Osborne (2013）、以下、ここで構築されたモデルを「FOモデル」と呼ぶ。）を発表した。FOモデルの特徴は、職業データベース O*NET¹⁰¹上の各職業に必要なスキルに関する客観的データと、技術者の議論に基づく各職業の技術的代替可能性に関する主観的予測を組み合わせた方法論¹⁰²に基づいている点にある。すなわち、明らかに自動化される/されないと考えられる職業 70 種のデータを基にした機械学習のアルゴリズムにより、職業のスキルと技術的代替可能性に関するモデルをつくり、これを O*NET 上の職業 702 種¹⁰³に拡張

⁹⁸ ここで取りあげる分析は、厳密に言えば「実証」ではない将来予測であるが、データの利用可能性等の課題から従来の「実証」分析が難しいがゆえに発展してきた方法論であることに鑑み、本稿では 4.2. を広く「実証面での分析」を扱うものと位置付けている。

⁹⁹ ここでの機械学習は、既知のデータから規則性や判断基準を学習し、それに基づき未知のものを予測、判断する技術を指す。機械学習の主たる特徴として、過程（入力と出力の関係性の論理）よりも結果（出力に対するモデルのフィッティングの精度）を重視するため、入力から出力への道筋の解釈が難しいこと（ブラックボックス問題）があり、理論を重視する経済学への応用は従来難しいものであった。

¹⁰⁰ 論文では、“computerization”（コンピュータ化）についての分析と呼んでおり、具体例として機械学習や自律型のロボットを挙げているが、概念的には AI とほぼ同様のものを指していると考えられるため、ここでは「AI 化」と呼ぶ。

¹⁰¹ 脚注 84 参照。

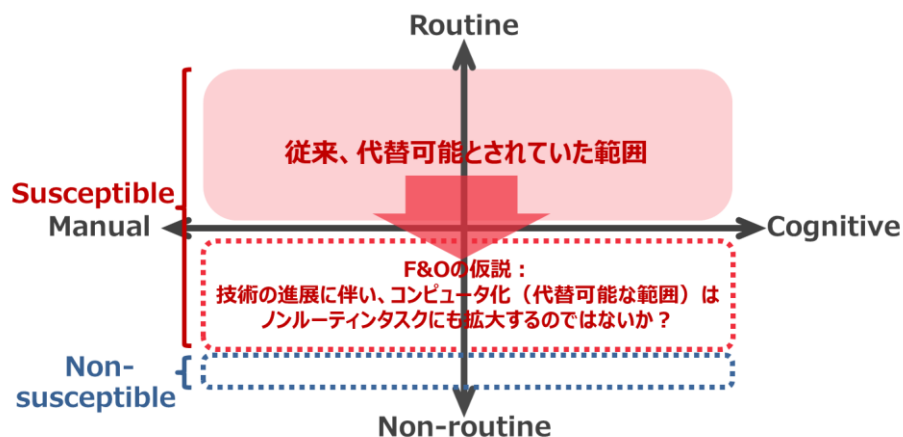
¹⁰² 論文ではこのように FO モデルのフレームワークを客観的データと主観的予測を組み合わせたものであると説明し、この点が先行研究と比較して優れていると主張しているが、そもそも O*NET 上のデータ自体が労働者へのアンケート調査の回答に基づいたものであり、回答者の主観に影響を受けることには留意が必要である。O*NET の詳細は労働政策研究・研修機構（2018a）参照。

¹⁰³ ここでは、O*NET に掲載されている職業（利用された 2010 年版では 903 種）を、DOL による米国連邦政府共通の職業分類（Standard Occupational Classification : SOC）における細分類（利用された 2010 年版では 840 種）に基づき整理している。

して各職業の代替可能性を推計した上、高リスク/中リスク/低リスクに分類したものである。

FO モデルでは、機械学習や自律型ロボットといった技術革新がこれまでの技術革新よりも雇用に大きな影響を与えるのではないかと考えられている。FO モデル以前の先行研究では ALM モデルでみられるように、これまでの技術の実行可能なタスクの範囲はルーティンタスクに限定されていたが、FO モデルは、機械学習や自律型ロボットといった革新的技術の実行範囲がノンルーティンタスクにまで広がっており¹⁰⁴、技術面の進歩を踏まえた新たなタスクモデル¹⁰⁵が必要ではないか（図表 22）との考えに基づいた点が新しい。

図表 22 FO モデルとこれまでの ALM モデルの関係



（Frey and Osborne（2013）を基に筆者作成）

FO モデルでは、タスクの代替可能性は 3 つのスキル、（1）認識・操作性（perception and manipulation: PM）、（2）創造知性（creative intelligence: CI）、（3）社会知性（social intelligence: SI）といった技術に代替されにくいスキルを要するかどうかにより決まる、すなわち、影響を受けやすい（non-susceptible: NS）タスクの労働需要 L_{NS} は、各スキルを要するタ

¹⁰⁴ 論文の中では、ノンルーティンタスクからルーティンタスクになりつつある一例として、運転が挙げられている。Frey and Osborne（2013）は、Autor, Levy and Murnane（2003）でノンルーティンタスクとして挙げられていた「混雑した都市での自動車のナビ」（脚注 62 参照）がいまやコンピュータのコードで記述し自動化することが可能であると述べ、わずか 10 年で以前はノンルーティンタスクとされていたものがコンピュータ化できるようになるほど、昨今の技術の進歩のスピードはめざましいとしている。

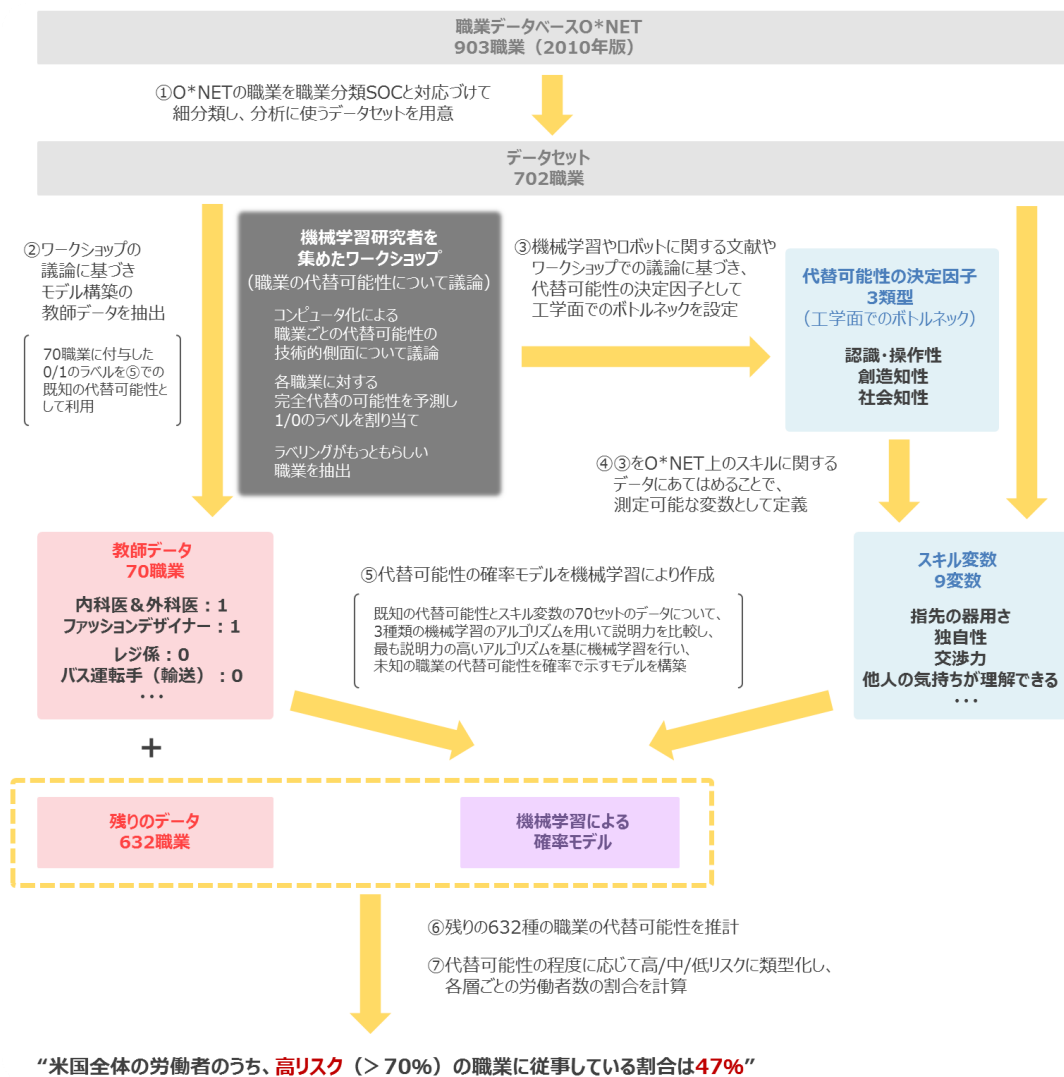
¹⁰⁵ 論文の中ではこの手法論をタスクベースのアプローチと称しているが、後で紹介する Arntz, Gregory and Zierahn（2016）も指摘しているように、寧ろ職業ベースのアプローチと言えよう。詳細は脚注 108 参照。

スキの労働需要 L_{PM} 、 L_{CI} 、 L_{SI} の労働需要の合計に等しく、次式のように表されると想定されている。

$$L_{NS} = \sum_{i=1}^n (L_{PM,i} + L_{CI,i} + L_{SI,i}) \quad (20)$$

こうしたフレームワーク¹⁰⁶の下、Frey and Osborne (2013) は次の①～⑦のようなプロセスで推計を行っている（図表 23）。

図表 23 FO モデルを用いた推計の方法論の概要



（Frey and Osborne (2013) を基に筆者作成）

¹⁰⁶ FO モデルでは技術による労働の代替効果の大きさを確率で示すものであるが、本稿 2.2. で説明したように、技術による影響には代替効果にくわえ所得効果もある。論文の中では、これら 2 つの効果について言及し、過去の産業革命では所得効果 > 代替効果であったと述べながらも、昨今の技術革新の速さは技術的失業を引き起こす可能性があるとして、代替効果に限定してモデルを構築している。

- ①まず、推計に利用する職業のデータセットを、職業データベース O*NET を用いて用意した。
- ②次に、各職業の代替可能性を確率で推計するモデルをつくるための教師データ¹⁰⁷として、代替可能性が 0 あるいは 1 と予測される職業のデータを①のデータセットから抽出した。この予測のために FO はオックスフォード大工学部で ML 研究者を集めたワークショップを開き、職業の代替可能性について技術的側面から議論した。具体的には、O*NET における各職業のタスクの記述をみながら、技術的な完全代替の可能性を予測¹⁰⁸し、予測に応じた 0 か 1 かのラベルの割り当てを検討した。最終的に、割り当てが確からしい 70 種の職業¹⁰⁹についてのみラベリングを行い、これらの職業のデータを教師データとした。
- ③②で開催したワークショップおよび機械学習や自律型ロボットに関する文献に基づき、職業の代替可能性の決定要因を、コンピュータ化に関する工学面での 3 つのボトルネック、(1) 認識・操作性、(2) 創造知性、(3) 社会知性であると特定した。
- ④③の 3 つの決定要因を、O*NET 上にある、職業ごとに必要なスキルのデータ¹¹⁰とマッチングさせ、指先の器用さや独自性、交渉力等、9 つの測定可能な変数として定義し直した(図表 24)。
- ⑤②で得られた職業の既知の代替可能性と④で設定したスキル変数を用いて、職業の未知の代替可能性のモデルを機械学習(教師あり学習)¹¹¹により作成した。具体的には、70 種の職業の

¹⁰⁷ 人間による判別から得られた正解のラベルが予め付与されたデータのこと。機械学習は、利用可能なデータの性質により、「教師あり学習」(supervised learning)、「教師なし学習」(unsupervised learning)、「強化学習」(reinforcement learning)の3種類に大別される。なかでも教師あり学習は、予測・回帰や分類・認識の問題に利用されることが多く、FOモデルにおいてもこの教師あり学習が利用されている。

¹⁰⁸ 前段階での議論は、“Can the tasks of this job be sufficiently specified, conditional on the availability of big data, to be performed by state of the art computer-controlled equipment?” (「ビッグデータの利用を条件として、この職業のタスクはコンピュータで制御された機器で十分に遂行できるようになるか」)というタスクを単位とした研究者への問いかけに基づいている。ただし、その後のラベリングは職業を単位としており、結局は職業ベースのアプローチであると言える。

¹⁰⁹ ラベル 0 (代替不可能) 33 種とラベル 1 (代替可能) の 37 種からなり、例えば前者には「physicians and surgeons」(内科医および外科医)、「fashion designers」(ファッションデザイナー)、「lawyers」(弁護士)等、後者には「cashiers」(レジ係事務員)、「bus drivers, transit and intercity」(輸送バス運転手)、「paralegals and legal assistants」(パラリーガルおよび司法助手)等が含まれる。

¹¹⁰ O*NET のデータには、「knowledge」、「skills」、「technology skills」、「abilities」、「interests」、「work styles」、「work values」といった職業ごとの要件や適性についての指標が含まれており、ここでは「knowledge」、「skills」、「abilities」のカテゴリーから変数が選定されている。

¹¹¹ 「教師あり学習」については脚注 107 参照。ここでは、expectation propagation (期待値伝搬法: EP 法)に

キル変数と（既知の）代替可能性の関係について、データを無作為に訓練データと評価データに 2 分割し、3 つのウェイト決定手法による 100 回のトレーニングの評価結果を比較¹¹²して最も説明力の高いものを選び、この手法を用いてガウス過程¹¹³に基づく確率密度関数をベースに、任意の職業の（未知の）代替可能性を算出する確率モデルを構築した。

⑥⑤のモデルに、データセットのうち教師データ抽出の際に残った 632 種の職業データをあてはめ、703 種の職業すべての代替可能性を推計した。

⑦雇用への影響の規模を測るため、各職業の失業リスクを代替可能性に応じて高/中/低リスク¹¹⁴と 3 類型化し、類型別の労働者数の割合を計算した。その結果、今後 10～20 年の間にコンピュータ化の技術による代替可能性が 0.7 以上とされる「高リスク」分類の職業の従事者は、米国の労働者数全体の 47%を占めることが示された。

基づくアルゴリズムが用いられている。EP 法については Minka（2001）参照。.

¹¹² 本分析ではウェイトの決定方法として、exponentiated quadratic（累乗二次関数）、rational quadratic（有理二次関数）、linear covariances（線形共分散関数）（＝ロジスティック回帰関数と同等）の 3 つの手法を 2 つの指標にて比較し、いずれの指標においても最も説明力が高かった累乗二次関数を採用している。

¹¹³ 関数 $f(x)$ の任意個数（ n 個）の入力の集合 $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ に対応する出力の集合 $(f(x_1), f(x_2), \dots, f(x_n))$ の同時分布が（ n 次元の）多変量ガウス分布に従うとき、その分布はガウス過程（Gaussian process）に従うと言う。（つまり、入力値 x が似ていれば出力値 $f(x)$ も似ている、ということである。）ガウス過程は無次元のガウス分布とも考えることができる。ガウス過程全般については Rasmussen and Williams（2006）、本分析で用いられているものの詳細については Rasmussen and Nickisch（2010）を参照。

¹¹⁴ 高リスク：70%～、中リスク：30%～70%、低リスク：～30%

図表 24 FOモデルの代替可能性の決定要因

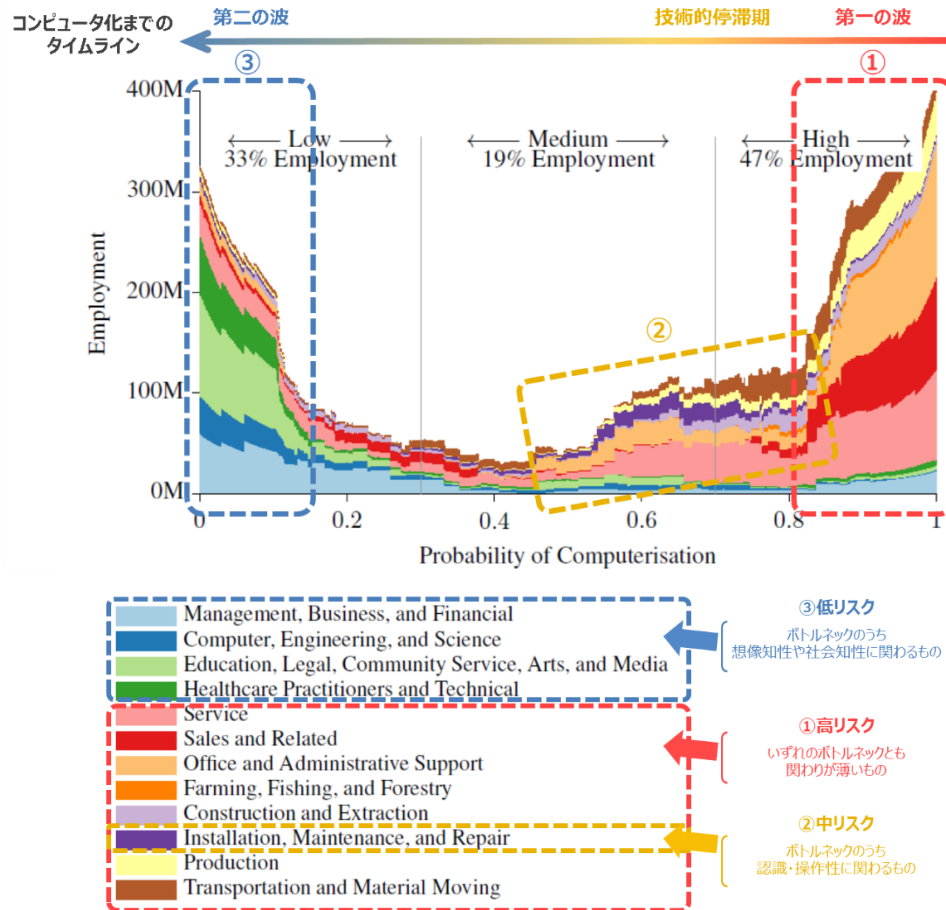
コンピュータ化の 工学面でのボトルネック	O*NET上のスキルに関する指標
Perception and manipulation (認知及び操作)	Finger dexterity (指先を使って細かい作業を行う能力)
	Manual dexterity (手を使って作業を行う能力)
	Cramped work space, awkward positions (狭い場所や無理な体勢で作業を行う能力)
Creative intelligence (創造的知性)	Originality (独創的なアイデアや方法を用いる能力)
	Fine arts (芸術作品を創作するための理論や技法の知識)
Social intelligence (社会的知性)	Social perceptiveness (他者の反応を認知や理解すること)
	Negotiation (他者の意見をまとめ、相違点を調整すること)
	Persuasion (他者を説得すること)
	Assisting and caring for others (他者に対して身の回りの援助や配慮をすること)

(Frey and Osborne (2013) より FigureⅢの一部を加工して引用)

本論文では、こうした職業ごとの代替可能性にくわえて、各職業の代替可能性に応じた雇用者数の分布図が示されており、この図から、コンピュータ化による代替の波が、技術的停滞期を境に大きく分けて2回訪れることが読み取れる(図表 25)。代替可能性を示す分布図の横軸は今後の代替現象のタイムラインに概ね対応し、まず初めに、3つのボトルネックのいずれとも結びつきが弱い「高リスク」に分類される職業(運輸・輸送、事務、生産工程、サービス、営業、建設等)に第一の波が訪れる。本論文では、これらの職業に従事者の割合に基づき、近い将来、かなりの割合の労働者が代替されるリスクにあるとしている。ただし、この波は一旦失速し、続いて技術的停滞期を迎える。次に、さらなる技術革新に伴い認識・操作性のボトルネックが解消されるに従い、「中リスク」の職業(修理・修復等)における代替がゆるやかに進行する。その後、想像知性や社会知性のボトルネックと結びつきが強い「低リスク」の職業(管理・経営・金融、コンピュータ・工学・科学、教育・法律・芸術・メディア、医療・介護等)に第二の波が訪れる。そして、最も代替されづらい職業は、人間の経験則(human heuristics)の知識を要

するジェネラリスト¹¹⁵か、新しいアイデアや芸術を生み出すことに関わるスペシャリスト¹¹⁶であるとされる。

図表 25 FO モデルによる試算結果（職業ごとの代替可能性と雇用者数の分布）



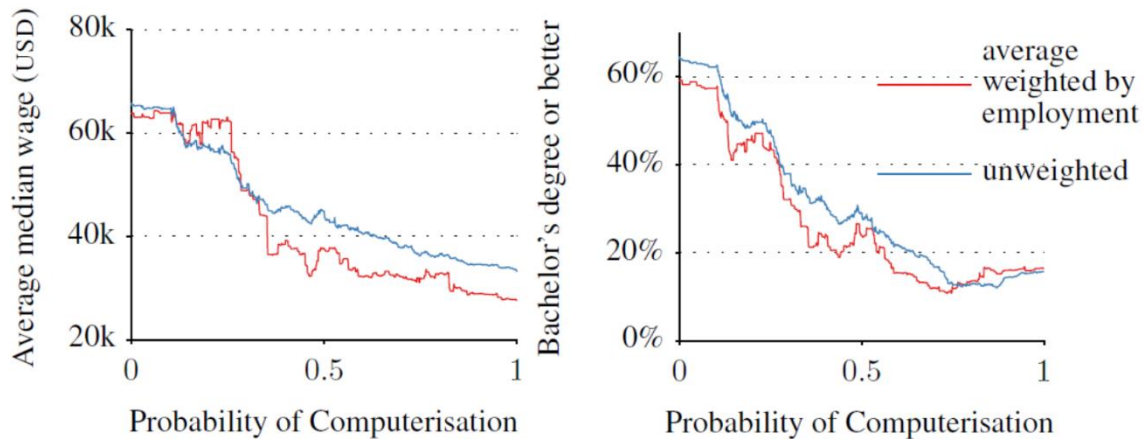
（Frey and Osborne（2013）より FigureⅢの一部を加工して引用）

さらに本論文では、コンピュータ化による代替可能性と賃金や教育レベルの関係について分析し、賃金と教育レベルのいずれも、代替可能性と強い負の相関を示すことを確かめた。本論文では、この結果から、ここ数十年中賃金層を中心にみられた代替現象（労働市場の二極化）の傾向は終わり、今後は低賃金層を中心とした代替が主として起こると予測している（図表 26）。

¹¹⁵ 例として「chief executives」（最高責任者）が挙げられている。

¹¹⁶ 例として「actors」（俳優）が挙げられている。

図表 26 FO モデルに基づく賃金および教育レベルと代替可能性の関係



Frey and Osborne (2013) より FigureIVを引用

本論文の示した試算結果は大きなインパクトを与えた。本論文以降、AI 等の技術による雇用への影響規模を試算する分析がいくつかなされているが、後ほど紹介するように、大きな代替可能性を示すモデルの多くは FO モデルに直接もしくは間接的に依拠している。そこで、以下、FO モデルの方法論における課題点について掘り下げてみたい。OECD（2016）等の既存分析や、今回、当研究所が行った有識者へのヒアリング等を踏まえると、主な課題点は以下のように要約される。

- ①既存の就業構造を前提に、技術と労働の代替・補完関係のうち代替を通じた雇用喪失の側面に焦点を当てている。また、代替の単位をタスクではなく職業で捉えている。このため、就業構造の転換を伴う変化を捉えられていない。新規雇用創出の側面や、代替の側面でも職業の中の特定のタスクのみの代替というケースを十分考慮していない。技術と労働との代替・補完関係の観点から、改善の余地が大きい。
- ②職種ごとの代替可能性について、機械学習をはじめとする技術者のワークショップでの議論に基づき、技術的観点を中心に評価している。このため、技術者の主観的予測に基づいており、技術者以外（専門家、一般人）の意見を十分考慮していない。
- ③米国の既存職業データベース O*NET を所与として活用し、人間しか行えない行動として「認識・操作性」、「創造知性」、「社会知性」のみを抽出し、これらの行動密度が少ない職種を O*NET から識別し、失われる職数を計算している。アンケート調査に基づく O*NET を活用していることから、利用データは回答者の主観に基づいており、また、職業の在り方等に関する各国間の違いを十分考慮していない。

- ④AI 等が実際に普及するまでの課題（コスト面での障壁や倫理的、法的、社会的な課題；特に社会的受容性）を考慮していない。
- ⑤AI 等の急速な技術進展についての予測が十分でない。

野村総合研究所（2015）等：Frey and Osborne（2013）の日本版モデル

野村総合研究所（以下「NRI」と言う。）は、Frey and Osborne との共同研究を行い、その手法を我が国に適用すれば AI 等による職業の代替可能性がどの程度になるかを 2015 年に示した。NRI は、職業データとして、JILPT が 2012 年に公表した「職務構造に関する研究」で報告されている、アンケート調査に基づく職業に関する定量分析データ¹¹⁷に着目し、これらのデータセットと O*NET における定量的な変数が概ね同じであることを確認した上、同様の方法論^{118、119}により構築した確率モデル（以下、このモデルを「NRI モデル」と呼ぶ。）を用いて職業 601 種¹²⁰の代替可能性の推計を行い、我が国では労働者の約 49%が代替リスクの高い¹²¹職業に就いているとの結果を示した。

この分析において、代替可能性の決定要因であるスキル変数は、モデル作成過程での教師データのラベルの予測において、ラベルとの相関の強さの順に 10 個の変数が選ばれている。なかでも重要な上位 3 つは、「知識」のうち「芸術・人文科学」、「スキル」のうち「ヒューマン・スキル」、「職業興味」のうち「組織者（従来）」であり、この結果について NRI は、Frey and Osborne（2013）における 3 つのボトルネックの中でも技術的なハードルが高い「社会知性」や「創造知性」との類似性に着目し、Frey and Osborne（2013）の主張の裏付けともなると分析している。

¹¹⁷ このデータには、「知識」、「スキル」、「職業興味」、「職業価値観」、「仕事環境」といった、O*NET のデータと類似した、職業ごとの要件や適性についての 30 の指標が含まれている。

¹¹⁸ ここでは、Frey and Osborne（2013）における教師データ（70 種の職業に割り当てられた 1/0 のラベル）を前提に、日本の職業分類にあてはめて教師データを抽出し（ただしその際、日米における職業の違いを考慮し、代替確率が 1 とされた教師データから、「game dealers」（賭博のディーラー）等、日本に近い職業がない 2 種類を除外し、逆に「highway toll collection workers」（有料道路料金収容員）の代替確率を 1 とし教師データに追加している）、JILPT による日本のスキル変数のデータを用いて、職業の代替可能性のモデルを機械学習により作成している。

¹¹⁹ モデルの作成に当たっては、3 つのウェイト決定手法、指数二次関数、共分散関数 Matérn、ロジスティック回帰関数を用いた繰り返し試行の結果を ROC 曲線にて評価し、最も説明力の高かった共分散関数 Matérn を採用している。

¹²⁰ JILPT による職業分類（601 種）の他、我が国には総務省統計局による日本標準職業分類（最も細かい分類（小分類）で 239 種）もあるが、ここでは、より細かい JILPT の分類に基づき職業を整理している。

¹²¹ ここでのリスク類型も Frey and Osborne（2013）と同じく、高リスク：70%～、中リスク：30%～70%、低リスク：～30%

また、フランスの研究者 David¹²²は、2017 年、Frey and Osborne (2013) 同様の方法論¹²³、¹²⁴、¹²⁵により構築したモデル（以下、このモデルを「David モデル」と呼ぶ。）に基づき JILPT のデータ¹²⁶を用いて推計を行い、高リスクの職業に従事する労働者の割合は約 55%であるとの結果を示した。

David (2017) はこの結果について、Frey and Osborne (2013) と比較しながら、両者は整合的であるが日本の方が米国よりわずかにリスクが高いとし、日米間の差異の要因について、①方法論上生じる違い（職業データベースと国勢調査の突合の際に発生する欠損データ）、②労働市場の構造上、元から存在している違い（例えば日本固有の職業特殊スキル）の 2 つの可能性について言及している。

野村総合研究所 (2015) や David (2017) による試算結果を Frey and Osborne (2013) による試算結果と比較すると、高リスクの規模は全体の概ね半分程度という同様の結果を示している。日米ともに極めて似通った状況にあるという可能性は否めないが、それよりは寧ろ、後ほど Arntz, Gregory and Zierahn (2016) の紹介にて説明するように、分析手法の類似性が結果の類似性につながった可能性が高い¹²⁷。特に、3 つの論文ではいずれも職業ベースでのモデルを用いている

¹²² David (2017) は機械学習の発展によりコンピュータやロボットが非常に大きな影響を受けること、日本は世界の中でもものづくりやイノベーションを牽引してきた国であり、ロボット等の技術の普及率が高いことに着目し、もし昨今のコンピュータ技術が雇用に影響を及ぼすのであれば、日本におけるインパクトはとりわけ大きいであろうとの考えから、我が国を対象に分析を行った。

¹²³ 野村総合研究所 (2015) ではモデルにおける代替可能性の決定要因として、FO モデルの要因（認識・操作性、創造知性、社会知性）をそのまま用いているが、David (2017) ではこれら 3 つにさらに「判断や意思決定」（judgement and decision making）を加えている。

¹²⁴ 教師データの選定に当たっては、日米における職業の違いを考慮し、Frey and Osborne (2013) における職業 70 種の教師データから抽出した 60 種分のデータに、日本の労働現場の実態に即して選定した職業 9 種（電車運転士や秘書等）を代替確率 1 のデータに追加している。中でも「model」（モデル）と「secretary」（秘書）は、Frey and Osborne (2013) や野村総合研究所 (2015) にはみられない新しいパターンである。これについて David (2017) は、モデルについてはヒューマノイドが、秘書については電子メールやワード等のオフィスソフトが実利用されていると述べているが、ヒューマノイドは研究・開発段階の域を出ず、オフィスソフトは製品として広く普及しているものの一部のタスクに用いられるツールに過ぎず、日本の実態に合わせて追加したはずの教師データがモデル全体の頑健性を却って下げている可能性もある。AI 等の影響の予測モデル構築のために仮定を置くには、その国における AI 等の導入や利活用の状況をよく把握しておく必要があることの良い例であろう。

¹²⁵ モデルの作成に当たっては、ランダムフォレストの手法を用いてトレーニングを行い、最終的に ROC 曲線にて評価している。ランダムフォレストは機械学習による分類のアルゴリズムの中でも一般に広く知られており、決定木や回帰木を発展させたものである。関数の仮定を要しないために説明変数の制約が少ない、小規模なサンプルでも適用できるなどの利点を有している。ランダムフォレストについては Breiman (2001) 参照。

¹²⁶ David (2017) データソースは「キャリアマトリックス」であり、そこでは 499 職業についての 35 の指標が利用可能であると述べているが、2011 年以降であればこのデータベースは利用できないため（脚注 96 参照）、おそらく野村総合研究所 (2015) と同様のデータを用いていると考えられる。

¹²⁷ このほか、我が国の職業の代替可能性について試算したものとして、浜口・近藤 (2017) や井上 (2016) があ

こと、O*NETの職種データとJILPTの職業データを対応させ、米国と日本とで同様の確率モデルを当てはめて推計していることから、予測結果が類似したと考えられる。

Arntz, Gregory and Zierahn（2016）、Nedelkoska and Quintini（2018）：OECDによる¹²⁸タスクベースのアプローチの提唱および職業ベースとの比較分析

Arntz, Gregory and Zierahn（2016）は、自動化による雇用の代替について、職業（occupation）単位ではなくタスク（task）単位で起こるものであり、また、推計される代替可能性は実際の失業可能性とは別物である、といった考えの下、① Frey and Osborne（2013）を契機とする職業ベースのアプローチ（occupation based approach）の自動化リスク過大推計の潮流へ警鐘を鳴らすこと、②タスクベースのアプローチ（task based approach）での代替可能性を推計すること、という2つの目的からワーキングペーパーをまとめた（以下、ここでのモデルを「AGZモデル」と呼ぶ。）。Arntz, Gregory and Zierahn（2016）は、Frey and Osborne（2013）をはじめとする職業ベースのアプローチについて、手法と課題をレビューするとともに、OECDの国際調査PIACC¹²⁹のデータに基づき、タスクベースのアプローチにてOECD加盟国21ヶ国での代替可能性を推計している。Arntz, Gregory and Zierahn（2016）は、FOモデルには、主に次のような2点の課題があると指摘する。まず、FOモデルは、職業ごとのリスクの不均一性に焦点を当てたものであるが、同一職業内のリスクの不均一性も考慮すべきではないかという点である。すなわち、職業におけるタスク構成は個人ごとに異なっ

る。浜口・近藤（2017）は、日米間の職業分類の突合によりFrey and Osborne（2013）における米国の各職業の代替確率を日本の各職業の確率へと変換しており、高リスク（> 70%）の職業に従事する労働者の割合は全国平均で約66%であると示した。井上（2016）は、AI化が進んでも雇用がなくなる分野は「クリエイティヴィ系（creativity）」、「マネジメント系（management）」、「ホスピタリティ系（hospitality）」に関するものであり、我が国においてこれらに関する職業の従事者が現在約2割（労働力調査ベース）であることをベースラインに、30年後には最大約9割の雇用に影響が生じる可能性があると指摘している。

¹²⁸ 厳密にはOECDの公式な見解ではないが、Arntz, Gregory and Zierahn（2016）もNedelkoska and Quintini（2018）もOECDのワーキングペーパーとして公表されており、組織的に取り組まれている面も大きい。

¹²⁹ Programme for the International Assessment of Adult Competencies。雇用確保や経済成長の促進にはスキルの向上が必要であるとの考えから各国の成人のスキルの状況を把握する目的で、OECDが近年進めている新しい国際比較調査。OECD加盟国等24か国・地域の16歳～65歳の個人を対象に、「読解力」「数的思考力」「ITを活用した問題解決能力」の3つのスキルの計測と、本人の基本属性（年齢、性別、学歴、職歴等）や、労働市場に関する背景（雇用状態、労働時間等）等についてのアンケート調査が行われている。アンケート調査の設問では、現在の仕事において、実務上従事しているタスクや用いているスキルの分類や頻度を尋ねており、これらの頻度を数値化した指標が利用できる。

いるはずであり、これを、同一職業に従事しているからといってその代替リスクが一様であるとは仮定していない。次に、技術が導入されるまでには ELSI¹³⁰のハードルをこえる必要があり時間がかかること、たとえ技術が導入されても労働者はタスクをシフトさせて対応できること、技術の導入が新たな仕事（additional jobs）を創出する側面もあることから、あるジョブが推計上リスクにある（job at risk）と示されたからといって実際にその雇用がなくなるわけではない点である。

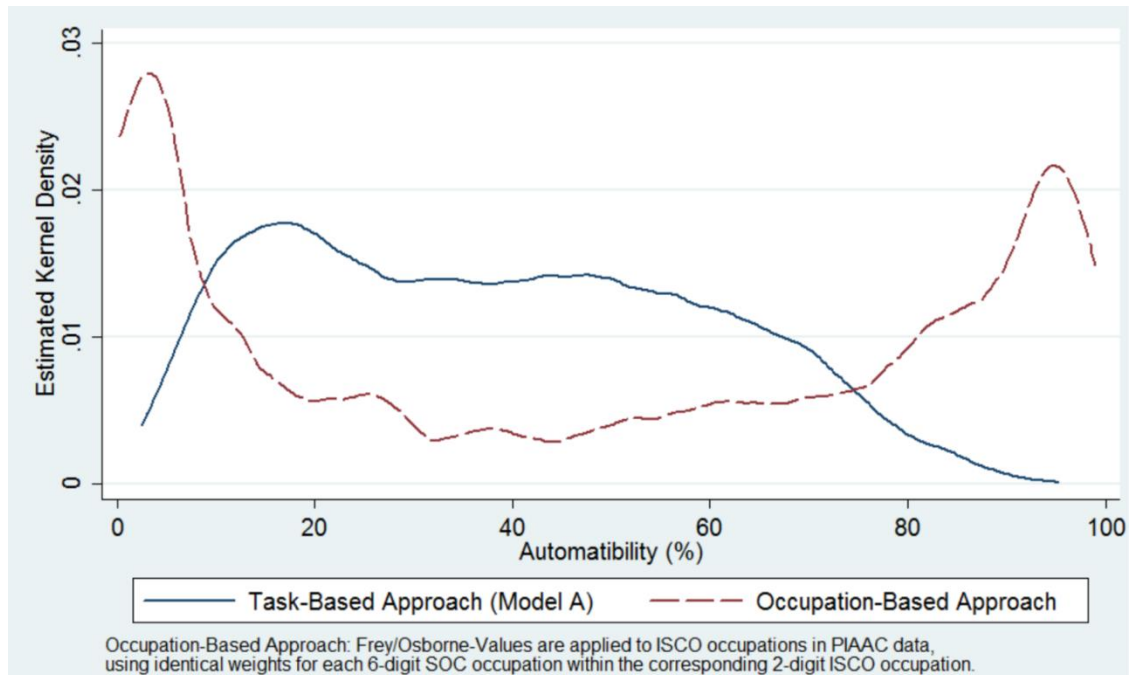
こうした考えから、Arntz, Gregory and Zierahn（2016）はタスクベースアプローチでの分析を行った。まず、理論的なフレームワークには FO モデルでの考え方を踏襲し、すなわち、代替可能性の決定要因や確率関数について改めての検討は行わず、データソースには OECD の国際成人力調査 PIAAC を用いて、職業ベースアプローチ¹³¹とタスクベースアプローチの 2 通りで米国の代替リスクについて推計したところ、職業ベースでは FO モデルとほぼ同様の分布パターンとなり、二極構造（bi-polar structure）を示した一方、タスクベースでは大きく異なる分布パターンとなり、両端がほとんどなく、その分中央にシフトしたような構造を示した（図表 27）。また、AGZ モデルによる高リスクの割合は 9%と、FO モデルの結果 47%とは大きく乖離し、同一のデータソースおよびフレームワークを用いても、モデル上のデータの単位を職業とタスクのいずれに設定するかで結果は大きく異なり、タスクベースで算出される数値は職業ベースよりもはるかに小さくなることが示された。FO モデルと AGZ モデルの違いは、主に、代替の単位を職業とするかタスクとするか、また、労働者ごとのジョブを構成するタスクの違い（task-content of jobs）を考慮するかどうか、の 2 点である。Arntz, Gregory and Zierahn（2016）では、こうした違いについて、労働者は通常、他者との face to face でのやりとりなど代替されづらいタスクを多かれ少なかれ行っていることから、FO モデルで想定されているように、実施しているすべてのプロセスが自動化されて完全に代替されるといったケースは少ないであろう¹³²と述べている。

¹³⁰ 倫理的・法制度的・社会的課題（Ethical, Legal and Social Issues）。技術と社会の交わりにおける ELSI の問題は、遺伝子組み換え等、最近の技術に関しては重要なテーマとなっている。

¹³¹ 職業ベースアプローチでは、O*NET と PIAAC の分類や指標の対応づけにより、FO モデルの教師データに相当するものを PIAAC から抽出して用いているが、PIACC の分類コード（ISCO2 桁分類、71 分類）は O*NET の分類コード（SOC6 桁分類、2010 年版で 903 分類）よりかなり大括りであるため、突合上の課題（assignment problem）がある。

¹³² 本ワーキングペーパーにて挙げられている反証の具体例を紹介しよう。“bookkeeping, accounting and auditing clerks”（会計・経理・監査係）の FO モデルによる代替可能性は 98%であるが、実際にこの職業の従事者の PIAAC のデータによれば、他者との face-to-face のやりとりが不要なタスクは、ジョブ全体の 24%程度である。これは PIAAC 特有ではなく、別のデータを使っても、“retail salesperson”（小売店販売員）の FO モデルによる代替可能性は 92%であるが、実際に職業の従事者のデータ（Princeton Data Improvement Initiative : PDII）によれば、他者との face-to-face のやりとりが不要なタスクは、ジョブ全体の 4%程度である。現実では、自動化の可能性が高いと算出される職業においても、労働者は自動化の可能性が低いタスクを行っているのである。

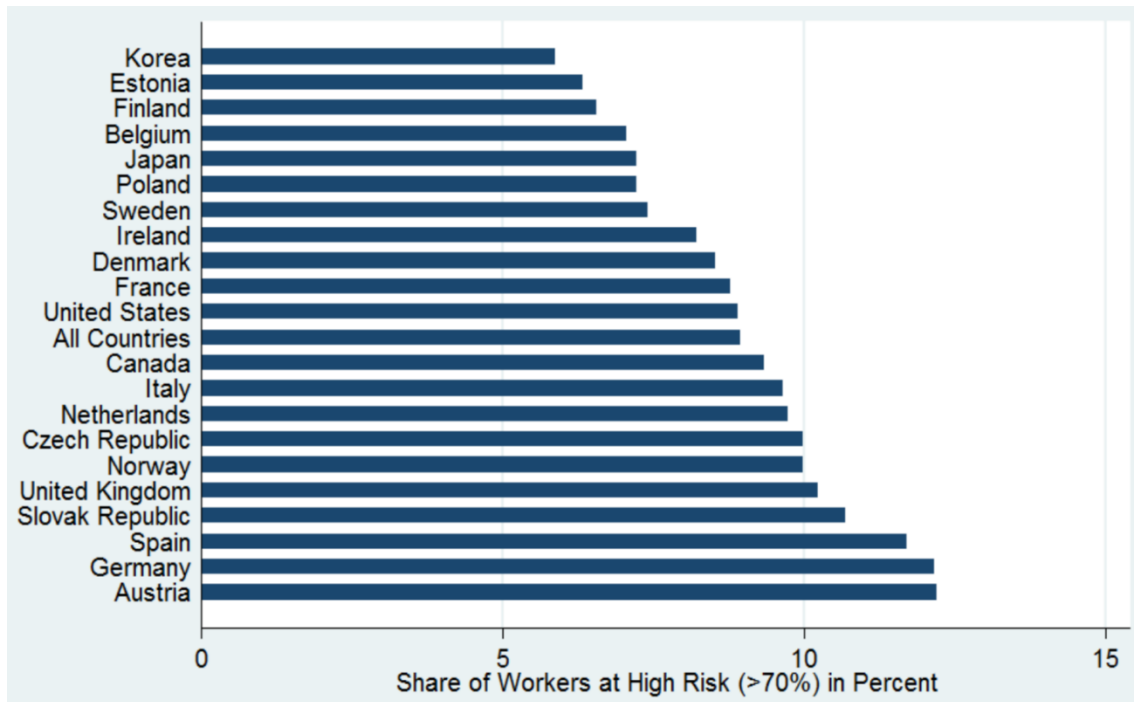
図表 27 米国における自動化による代替可能性の分布の比較（タスクベース VS. 職業ベース）



(Arntz, Gregory and Zierahn (2016) より引用)

Arntz, Gregory and Zierahn (2016) ではまた、米国に用いた手法を OECD 加盟国 21 ヶ国に適用し、加盟国平均で 9 % 程度のリスクになると試算した。各国の結果は、韓国の 6% から豪州の 12% まで幅があり、国ごとの違いが存在すると示された（図表 28）。

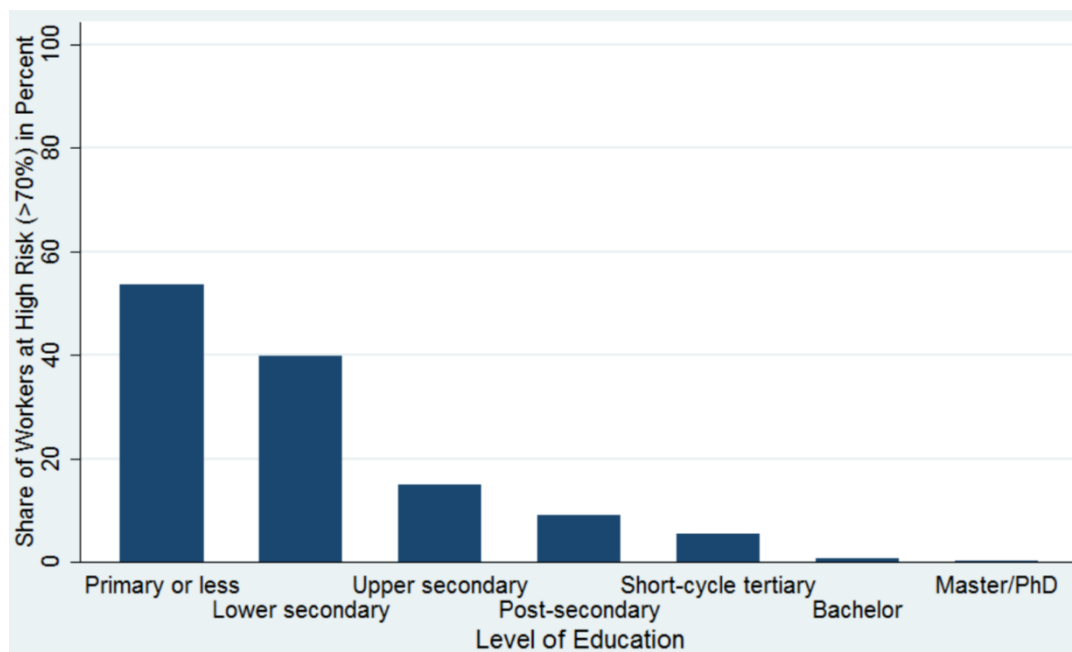
図表 28 OECD 加盟国 21 ヶ国における代替リスクが高い職業に就く雇用者の割合



(Arntz, Gregory and Zierahn (2016) より Figure3 を引用)

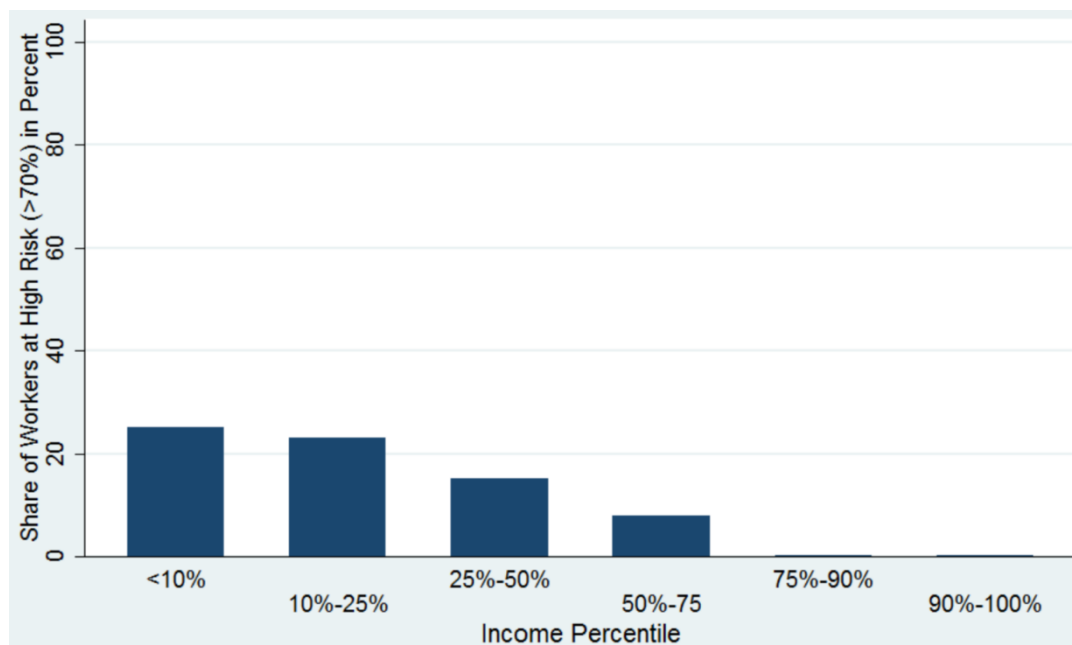
また、こうした国ごとの代替リスクの違いについて、産業、職業、教育の3要素に着目して分析を行い、教育が代替リスクに大きく影響し、労働者の受けた教育レベルと代替リスクの間に負の相関があること、また賃金と代替リスクの間にも負の相関があることを明らかにした（図表 29、30）。さらに、国ごとの代替リスクの違いは、例えば各国間で同一産業、同一職業、同程度の教育レベルの場合であっても一定程度存在し、各国の職場の組織的文化的違い（コミュニケーション量の差）や新しい技術に対する適応性の違い（これまでの ICT 投資の規模の差）に起因すると考察している。

図表 29 教育レベルごとの高リスク者の割合



(Arntz, Gregory and Zierahn (2016) より Figure6 を引用)

図表 30 賃金ごとの高リスク者の割合



(Arntz, Gregory and Zierahn (2016) より Figure7 を引用)

また、OECD では、その後もこの分野での分析を続けており、最近になって、Arntz, Gregory and Zierahn (2016) を発展させた Nedelkoska and Quintini (2018) のワーキングペーパーが出された。

Nedelkoska and Quintini (2018) は、AGZ モデルについて、FO モデルと比較し、個人レベルのデータに基づくため労働者ごとのジョブを構成するタスクの違いを考慮でき、また対象地域が限定されない（各国についての推計が可能）といった利点があるとしつつも、FO モデルのフレームワークになるべく近づけたタスクモデルの構築には、次のような課題があると指摘している。①まず、職業分類のマッチングである。AGZ モデルで用いている職業分類は、PIACC の性質上、SOC 2 桁分類がベースとなっている。このため、SOC 6 桁分類をベースとする FO モデルにおける教師データの職業 70 種類を PIAAC のデータとマッチングさせる際、精度に限界があったと考えられる。②次に、スキル変数のマッチングである。AGZ モデルの構築において、FO モデルにおける代替可能性の決定要因である 3 つのスキルに対応する PIAAC の変数を選定しているが、近い性質の変数を選んではいないものの、完全には一致しておらず（no perfect overlap）、やはり精度に限界があったと考えられる。そこで、本分析では、こうした課題をなるべく解消しながら、個人レベルのデータに基づくタスクモデルを目指し、PIACC の中でもデータが豊富なカナダの PIAAC データを用いたモデル（以下、このモデルを「NQ モデル」と呼ぶ。）を構築している。

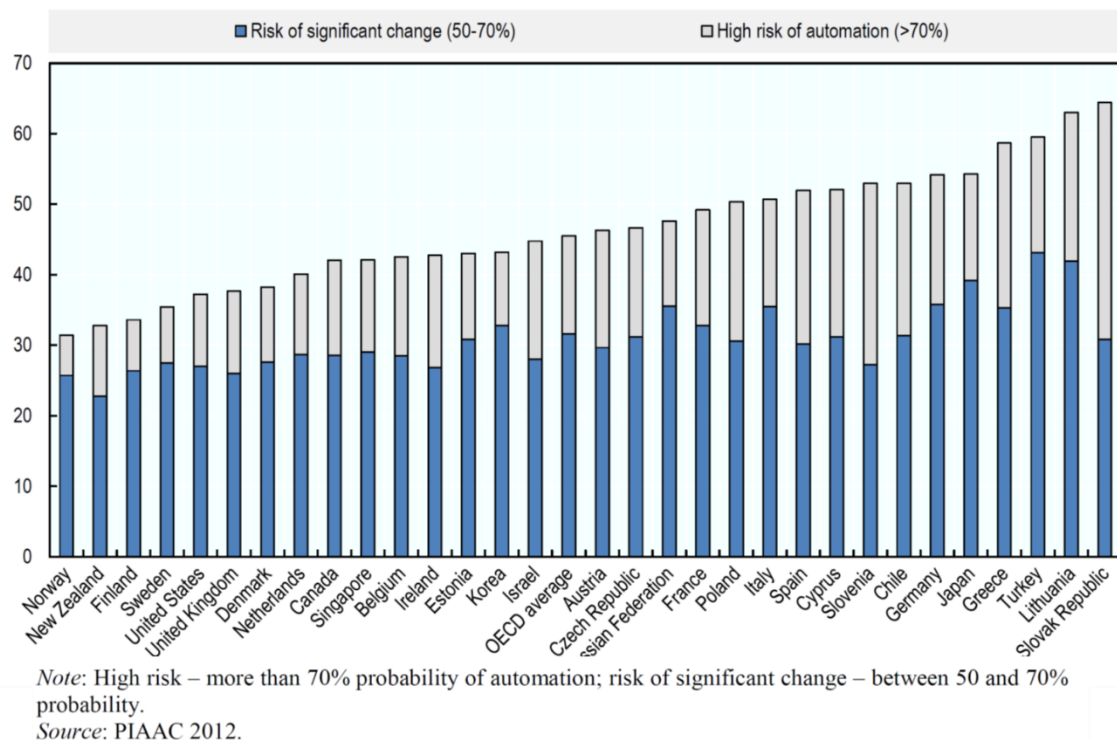
NQ モデルに基づき OECD 加盟国 32 ヶ国の代替可能性を推計した結果（図表 31）、70%以上の高リスクは 14%と、FO モデル（47%）よりも小さく、AGZ モデル（9%）に近い値を示した¹³³。FO モデルと比較して、30%以下の低リスクにおいても、NQ モデルの値は 26%と、FO モデル（33%）よりも小さく、両端の値がともに小さいことから、Nedelkoska and Quintini (2018) は、FO モデルと NQ モデルの主な違いは集計レベルの違い¹³⁴であり、NQ モデルの方が自由度が高く、従って尖度が高くなったとしている。

なお、図 28 と図 31 では示している対象が異なり、単純比較ができない（図表 28 の帯は図表 31 の帯のうち白抜き部分に対応する）ことに留意が必要である。2 つのモデルによる日本の代替可能性は、AGZ モデルでは低く、NQ モデルによれば高く見えるが、これは、図 31 から、「代替リスクが高い」職業の従事者は少ないが、「代替リスクがやや高い」職業の従事者は多いためであることが分かる。

¹³³ FO モデルで対象であった米国については、約 10%と、AGZ モデルとほぼ同様の値を示した。

¹³⁴ FO モデルのデータは職業レベルの 70 サンプルであるのに対し、NQ モデルのデータはタスクレベルの 4,656 サンプルである。

図表 31 OECD加盟国 32ヶ国における代替リスクが高い～やや高い職業に就く雇用者の割合



(Nedelkoska and Quintini (2018) より Figure4.2.を引用)

また、各国の結果は、高リスクと比較して、ノルウェーの 6%からスロバキアの 33%まで幅があることが示唆された。こうした各国間の違いについて、産業別の要因分解により、産業間の違い（約 29%）よりも産業内（約 71%）の違いにより説明される¹³⁵ことが示された。また、各国間の違いについて Nedelkoska and Quintini (2018) は、極端な値を示す国の相対的な位置づけは頑健であると考えられる（NQ モデルでリスクが高い・低いとされた国は実際にもリスクが高い・低いであろう）が、各国の絶対値はモデルに依拠しているであろうとし、重要なのは、高リスクに晒されている労働者の割合を計算することではなく、高リスクとされるジョブやそれに従事する労働者の性質を抽出し、今後の政策につなげることであると主張する。

ただし全体として、70%以上の高リスクの約 14%に、50 から 70%のやや高いリスクの約 32%を加えた合計は約 46%と、全体の約半数になることから、自動化の技術により、完全には自動化されるわ

¹³⁵ この要因分解は 85 種類の産業分類に基づきなされているが、これをさらに細かく、ISIC Rev.4 の 4 桁分類（737 産業を含む）ベースにしても、やはり産業内＞産業間の関係性がみられることが確かめられている。

けではないとしても、大幅なタスクの変化を受ける労働者の規模は大きいとしている。

また Nedelkoska and Quintini (2018) は、各国の代替リスクの違いについて、教育やスキル、賃金に着目して分析を行い、代替可能性の大きさと教育レベルやスキルの高さの間に負の相関がみられたことから、自動化の技術は ICT の技術と同様に skill-biased (スキル偏向的) である可能性があるとの仮説を示したが、分析の中で、この仮説を支持するような結果は得られていないとし、さらなる分析が必要であるとしている。

McKinsey Global Institute (2017) : タスクベースアプローチの発展

本分析は、マッキンゼーグローバル研究所 (McKinsey Global Institute : MGI) が 2017 年、AI やロボットの新たな時代に突入した昨今の状況に鑑み約 2 年間行ってきた研究結果の一旦のまとめとして発表したものである。本分析では、Frey and Osborne (2013) 同様、労働者の有しているスキル¹³⁶のうち技術的に自動化が困難であるもの¹³⁷を特定し、これを代替可能性の決定要因として組み込んだモデル (以下、このモデルを「MGI」モデルと呼ぶ。) により自動化の影響規模について予測しているが、分析にあたっては、Arntz, Gregory and Zierahn (2016) 同様、職業ベースではなくタスクベースで行うべきの考え¹³⁸に基づき、米国における 800 以上の職業について、2000 以上のタスク¹³⁹に分解した上、タスクごとの自動化可能性について推計している。またこのモデルを我が国を含む 45 ヶ国に適用し、世界規模での影響についても試算している。

分析の結果、米国におけるタスクの代替による雇用への影響規模は、労働時間ベースで全体の約半分 46% に相当¹⁴⁰し、また各職業の自動化可能性については、含まれるタスクが全て自動化される職業

¹³⁶ 原文では capability と表現されているが、本稿における skill (スキル) に相当する。

¹³⁷ 本分析では、自動化の困難なスキルについて、種々の学術論文や有識者の意見に基づき、「sensory perception」(知覚能力)、「cognitive capabilities」(認識能力)、「physical capabilities」(身体能力)、「natural language processing」(自然言語処理能力)、「social and emotional capabilities」(社会情緒的能力) の 5 つに類型化した上、17 個のスキル変数を設定しているが、これらは概ね、Frey and Osborne (2013) における 3 つの類型 (ボトルネック) と 9 つのスキル変数 (図表 24 参照) に対応している。

¹³⁸ McKinsey Global Institute (2017) は小売業の店員を例に挙げ、顧客との双方向のコミュニケーション、在庫整理、レジでの売上げの記録等、様々なタスクをこなしていると説明し、いかなる職業においてもさまざまなタスクの実行が求められ、そのタスクごとに自動化可能性は異なると述べている。

¹³⁹ 原文では activity と表現されているが、本稿における task (タスク) に相当する。

¹⁴⁰ McKinsey Global Institute (2017) ではこれを賃金に換算すれば 2.7 兆ドルに相当すると述べている。

はわずか 5%以下である一方、30%以上が自動化される職業は約 60%にのぼる¹⁴¹との予測を示した。

この結果について McKinsey Global Institute (2017) は、各スキルの労働時間ベースでの使用頻度をみれば、上位には既知のパターン認識等、代替が容易なスキルが並び、一方、社会情緒的能力等、代替が困難なスキルはいずれも約 10%にとどまっていることから、自動化技術を取り入れることで、労働者はルーティンタスクから解放され、その分創造性等のスキルを用いるタスクに従事することができると述べている。

また本分析では、米国以外の 45 ヶ国についても推計した結果、世界全体への影響規模について、約 15 兆ドルの賃金、約 12 億人の労働者に相当するとしている¹⁴²。各国の自動化可能性は 41%～56%と影響の程度に幅が生じており、日本については 56%と、46 ヶ国の中でも最も高い水準となっている。本分析では、各国間の差異について、①国ごとの産業構造 (sectoral makeup) の違いや、②同一産業内の職業の構成 (occupational makeup of sectors) の違いによるものとしている¹⁴³。

なお、本分析では、この試算はあくまでも技術的な側面のみに着目して自動化可能性を算出したものであり、実際の自動化可能性を予測したものではないと念を押している。技術が実際に取り入れられるスピードや領域は、「technical feasibility」(技術面での実現可能性)「cost of developing and developing solutions」(実用化コスト)、「labor market dynamics」(労働市場の力学)、「economic benefit」(経済的利益)、「regulatory and social acceptance」(法的社会的受容性)の 5 つの要因によって決まり、従って分析の際はこれらを全て考慮する必要があると指摘している。本分析では、MGI モデルはきわめて簡素化されたものであり予測は正確ではないとするが、分析過程で示されたスキルごとの自動化のペースの違い等、大まかな方向性を示せたのではないかと期待を示している。

¹⁴¹ 本分析はタスクをその性質や自動化可能性に応じ、「collect data」(データの収集に関するもの)「process data」(データのプロセッシングに関するもの)「predictable physical」(予測可能な環境での肉体労働を伴うもの)「unpredictable physical」(予測不可能な環境での肉体労働を伴うもの)「manage」(マネジメントに関するもの)「expertise」(専門知識を要するもの)「interface」(他者との調和を要するもの)の 7 種類に類型化し、代替可能性が高い類型は前者 3 つであるが、これらは製造、宿泊サービスや食品サービス、小売りといった産業と関係が深く、従事する労働者にして全体の約 2 割を占めるため、その影響は大きいとしている。

¹⁴² 中でも、米国、日本、中国、インドへの影響は大きく、この 4 か国だけで、前述した世界全体の影響のうち、労働者数ベースで約 2/3、賃金ベースでは約 1/2 もの割合を占める。

¹⁴³ 本分析では例として日米比較を行っており、その違いは①②の両方に起因し、特に顕著な違いの一つは製造業(日本: 代替可能性 71%、米国: 代替可能性 60%)における②の違い(日本の製造業では生産工程従事者や事務職等、自動化可能性の高い職業の占める割合が高く、米国の製造業では、マネジメントやエンジニア等、自動化可能性の低い職業の占める割合が高い)であると述べている。

小括

以上、ICTやAIの技術革新をテーマとした実証分析について紹介してきた。ICTについては、回帰モデルに基づくタスクの変化の実証分析という、経済学のオーソドックスな方法論で研究が進められている一方、AIについては、機械学習モデルに基づく雇用の変化の将来予測という、従来の経済学ではあまりみられなかった新しい方法論が試みられている（図表32）。

図表32 本稿で紹介したAIについての主な予測モデルの概要

	FOモデル Frey and Osborne (2017)	AGZモデル Arntz, Gregory and Zierahn (2016)	MGIモデル McKinsey Global Institute (2017)
分析テーマ	コンピュータ化の技術と 職業の代替関係	自動化の技術と 職業の代替関係	自動化の技術と 職業の代替関係
分析単位	職業 ^{*1}	タスク	タスク
モデルの利用データ	・米国の職業データベース O*NET ・技術サイドの有識者の意見	・米国の職業データベース O*NET ・スキル国際調査 PIAAC	・米国の職業データベース O*NET ・技術サイドの有識者の意見
モデルの因子 (代替可能性の 決定要因)	スキルの技術的 ボトルネック ・認識・操作性 ・創造知性 ・社会知性	- (FOモデルを適用)	スキルの技術的 ボトルネック ・知覚能力・認識能力・身体能力 ・自然言語処理能力 ・社会情緒的能力
モデル化の 方法論の概要	・米国の職業702種のうち、完全に 代替される/全く代替されないと判 断した70種分の教師データを用い た機械学習 ^{*2} により、職業の代替 可能性と必要なスキルレベルの関係 のアルゴリズムを構築し、職業単位 での代替可能性の確率モデルを構築 ・代替可能性の程度に応じて高/中/ 低リスクに類型化し、類型ごとの労 働者数の割合を算出	・FOモデルのフレームワーク（代替可 能性の決定要因や確率関数）をそ のままに、PIAACのデータに基づき職 業のタスクへの分解を行い、タスク単 位での代替可能性の確率モデルを構築	・米国の800以上の職業を2000以上 のタスクに分解した上で、タスクの代替可 能性と必要なスキルレベルの関係のアル ゴリズム ^{*3} を構築し、タスク単位の代替 可能性の確率モデルを構築
試算結果	・米国の職業において、自動化のリ スクが高い(>70%)割合は 47%（労働者数ベース）	・米国のジョブにおいて、代替のリ スクが高い(>70%)割合は9% ^{*4*5} （労働者数ベース）	・米国の職業において、全てのタスクが自 動化される割合は5%以下であるが、 30%以上のタスクが自動化される割合 は60%以上（労働時間ベース ^{*6} ）

^{*1} 一部タスクの概念も入っているが、教師データの代替可能性の0/1ラベリングやそれを基にしたアルゴリズム化といった重要なステップでの単位が職業である。

^{*2} ガウス過程分類器を用いた教師あり学習。

^{*3} 詳細は不明であるが、タスクとスキルのキーワードのマッチングについてのアルゴリズムを機械学習により構築している。

^{*4} AGZモデルを基にOECD32か国の試算を行ったNedelkoska and Quintini (2018) では、全体平均でリスクが高い(>70%)割合は約14%、やや高い(50-70%)割合は約32%。

^{*5} 自動化可能な労働時間の割合は約46%。

(筆者作成)

予測モデルの大きな潮流として、技術による労働の代替の捉え方について、職業ベースアプローチからタスクベースアプローチにシフトしているが、一方で、定式化部分には改善の余地がある。いずれのモデルにおいても、代替の要因として、技術による実現が困難な人間のスキルを用い、その必要度合いに応じて職業やタスクの代替可能性が決定するとしており、その他の要因が考慮されていない。しかし実際にAI等の技術の導入・利活用がどの程度進むかは、コスト面や制度面での障壁や社会的受容性等、さまざまな側面での課題が大きく影響し、どのように進むかについても、とりま社会の文化や風土により大きく異

なる。また、理論モデルの節でも指摘したように、労働者の従事するタスクや備えるスキルは時間とともに変化していく。従って、モデルで得られるタスクの代替可能性は、そのままでは労働者の代替可能性に対応づけることができない。いずれも指標化、定式化が難しい要素ばかりであるが、こうした観点も含め、モデル化することが重要である。また、既存のモデルでは、技術と労働の代替・補完関係のうち代替の側面に焦点を当て、これによる雇用喪失の規模をみようとしているが、一方で、補完の側面から新たな雇用創出が起こる可能性もあり、両面からみた将来像を示せるモデルの検討が望まれる¹⁴⁴。

また、方法論の課題点ではないが、社会的な観点からは寧ろ最も重要な点ではないかと思われる、結果の示し方についても触れておきたい。FO モデルによる試算結果は、上で述べたように、技術がさまざまな課題を抜きに社会実装されることを前提に、あくまで技術的観点から職業の代替可能性を試算したものであり、さらに、職業ベースのアプローチであるため、ひとりの人間がこなす仕事にはどのような職業においてもさまざまなタスクが含まれ、その一部には AI 等に置き換えづらいものが含まれるという点を考慮していないため、かなりの過大推計になっていると思われる。こうした推計によって示される代替可能性の数字はいわば技術的上限值であり、その数値に本質的意味はほとんどない。こうした代替可能性を「リスク」と呼び、現実の失業のリスクとあたかもほぼ同義であるかのような誤解を招く表現を用いたことは、その後の社会へ与えた衝撃をみるに、必ずしも適切であったとは言いがたい。将来予測に関しては、方法論や結果のみならず、その示し方にも留意が必要である。

4.3. シナリオ分析等

4.1.や4.2.で紹介してきた理論分析や実証分析（一部、厳密には「実証」とは形容しがたい将来予測も含む）は主に学術的な観点から、比較的微視的の視点に基づきなされていたが、近年、AI等の雇用への影響については、政策的な観点から、よりマクロな視点に基づき、一国全体の経済や政策の変動に着目した分析等が行われている。本節では、国内外のこうした動向について、学術的な研究の潮流に限らず、広く紹介する。

¹⁴⁴ Autor（2015）は、FOモデルやそれに依拠する種々のモデルの課題を指摘し、技術の変化のもたらす労働需要の変化には、①タスクの技術との代替・補完関係、②労働供給の賃金に対する弾力性、③（最終生産物の）財・サービス需要の所得に対する弾力性が影響すると述べている。また、Arntz, Gregory and Zierahn（2016）と同様、タスクの代替とジョブの代替は同じように考えてはならないとし、自動化の影響を最も受けている中スキル労働者のタスクがさらに自動化されるとしてもジョブは残ると主張している。また、近年では中スキル労働者の雇用量が増加している分野もあり（一例として医療・介護分野が挙げられている）、なかには中スキル労働者がいままでにはなかったタスク（additional task）をこなすケースもある（一例として、看護師が医師の代わりに一部の診断や処方を行うようになっているとしている）と指摘している。

国外における分析

ここでは、世界規模での分析事例として、ダボス会議を主催することで著名な世界経済フォーラムが 2016 年に発表した報告書を取りあげる。また、米国による分析として、米国政府が 2016 年に発表した報告書を取りあげる¹⁴⁵。

World Economic Forum (2016) : 国際機関による第 4 次産業革命の雇用への影響に関する分析

本分析は、世界経済フォーラム (World Economic Forum : WEF) が 2016 年、AI やロボット等の第 4 次産業革命技術による雇用への世界規模での影響について行ったもので、2020 年頃のジョブやスキル、働き方の将来展望を明らかにするため、世界 15 の国・地域の企業 371 社の役員¹⁴⁶に実施したアンケート調査に基づき行われた。

分析では、2020 年までの 5 年間で、雇用の喪失が約 710 万人、雇用の創出が約 200 万人で起こり、差し引き約 510 万人の雇用喪失になり得るとの結果が示された¹⁴⁷。WEF は、全産業で雇用の喪失が見込まれるとしながらも、その影響の度合いは、産業ごとに大きく異なるとしている。雇用喪失の約 3 分の 2 は事務職等、ルーティンタスクを主とするいわゆるホワイトカラーに関係するものに集中しており、一方、雇用創出については、2 つのタイプ、①データアナリストに代表される、技術革新に伴い大量に生み出されるデータによる付加価値創出に関係するものと、②専門セールス外交員のように、商品やサービスの技術的専門性の高まりや顧客の新規開拓に伴う営業や説明の高度化に起因する、産業によらず求められるようなものである。

また WEF は、同一の職業や職種、産業内において求められるスキルの変化を定量化するため、O*NET と整合的な分類に基づいて用意した「skill stability」(スキル安定性) という新しい指標を導入している。調査によれば、2020 年頃までにほとんどの職業でコアスキルとして期待されるようになるスキルの約 3 分の 1 は、いまの時点ではまだ重要でないものとされている。スキル安定性の産業別データによれば、最も安定しているのはメディア・娯楽・情報であるが、これは、近年この部門で既に大きな変革が起こったからであると考えられる。一方、これから最も変化が生じると見込まれるのは、金融サービス・投資で

¹⁴⁵ 技術と雇用に関する近年の諸外国の政策動向については労働政策研究・研修機構 (2018b) 参照。

¹⁴⁶ 人事の最高責任者 (CHRO) や戦略の最高責任者 (CSO)

¹⁴⁷ この数値は回答結果の集計に過ぎないところ、調査対象地域の労働力人口は世界の労働力人口の 65% をカバーしており、その規模の解釈は難しい。

あるとしている。

調査では他にも、回答者による自社の戦略に関する評価や、今後、戦略を進めるにあたって重要なものや課題となるものについての見解等も調べており、分析では、こうした結果の紹介とともに、今後求められる対応について短期的なものと長期的なものに分けて整理し、まずは早急に人材の多様化やデータ分析の活用、フリーランスの柔軟な働き方を可能とするオンラインの人材プラットフォームの構築といった現場での個別対策に取り組みながら、教育システムの見直しや学び直しの推進、官民協働の仕組みづくりなど、国・地域全体での検討が求められる対策にもじっくり取り組んでいく必要があるとしている。

Executive Office of the President (2016) : 米国政府による AI の社会的インパクトに関する分析

本報告書は米国大統領行政府（Executive Office of the President : EOP）によりまとめられ、AIによる自動化（AI-driven automation）の社会的インパクトを分析するとともに、これに対応する政策について提言している。

AIの進展について、国家レベルで社会的・経済的利益をもたらし、個人レベルでも労働生産性向上を通じた生活水準向上および余暇時間増加により新しい可能性を与え得るものであり、好ましいものであるとする一方で、雇用に不均一な影響を及ぼすことで所得格差を拡大しかねないとして、懸念を示している。

本報告書は米国のこれまでの歴史的な動向を概観している。19世紀の低スキル偏向的な（unskill-biased）技術革新は、製造業において従来高スキル労働者によりなされてきた仕事を機械化により単純化し、低スキル労働者を活用するようになったことから、低スキル労働者の労働生産性が相対的に高まり、労働者間の格差は縮小した。20世紀後半からの技術革新は、低スキル労働者の行う仕事をコンピュータ化により機械に任せようになり、抽象的な思考や創造性を要する仕事に従事する高スキル労働者の労働生産性が相対的に高まったことから、格差が拡大した。このように、これまでの技術革新は雇用に不均一な変化をもたらし労働者間の格差を拡大させてきたことが指摘されている。

また、AIは単一技術ではなく個々の技術の集合体であるため雇用への影響を正確に予測することは難しいとしながらも、昨今の Frey and Osborne (2013) や Arntz, Gregory and Zierahn (2016) による研究結果を比較し、算出された代替リスクの規模に差はあれど、いずれもAIが昨今のICT同様に、高スキル労働者の労働生産性を向上させるという傾向を示していることから、今後のAIによる影響においても引き続き高スキル偏向的な（high-skill biased）傾向が続くであろうと予想している。さらに、過去の技術革新では、車輪やてこであれば人間の身体的な能力を、コンピュータであれば人間の計算やパターン認識に関する能力を代替あるいは補完してきたのに対し、昨今のAIは従来であれば人間

にしかなし得ないと考えられてきた知的な能力にまで及んでいることに鑑み、特に低賃金、低スキル、低教育レベルの層の労働者の雇用を奪い、長期的にはこれまで以上に限られた少数者への利益集中を招く（superstar-biased）可能性があるとの見解を示している。このため、AIの進化による生産性の向上、雇用の確保、広範な社会的恩恵を図るための政策的方向として、①AIへの投資と開発の推進、②将来の仕事に対応するための国民への教育と訓練、③労働者の業務移行を可能とし強化するための政策と社会的セーフティネットの整備の三つの戦略を提言している。

国内における分析

国内でも政府機関各所において、我が国の目指す Society5.0¹⁴⁸の実現を牽引すると期待されている AI/IoT やロボット等の技術について、これらの技術が我が国に及ぼす影響に関する試算や分析¹⁴⁹、あるいはこれらの技術の活用方策の検討等がなされている。また、その他、民間や学界等、多様な機関や組織において、様々な検討がなされている。こうした幅広い議論の中から、ここでは本稿の焦点である、労働市場への経済的インパクトに関するものをとりあげる。

経済産業省（2016）：我が国政府による第4次産業革命の影響に関する分析

経済産業省の審議会、産業構造審議会新産業構造部会は、今後の2030年代に向けた我が国の戦略について検討し、「新産業構造ビジョン」（2017年5月）にまとめた。本審議会は、この検討の過程における中間整理の中で、「産業構造・就業構造試算」として、第4次産業革命に的確に対応した変革を遂げ、その恩恵を受ける「変革シナリオ」¹⁵⁰と、そうした変革が実行されない「現状放置シナリオ」

¹⁴⁸ Society 5.0とは、「必要なもの・サービスを、必要な人に、必要なときに、必要なだけ提供し、社会の様々なニーズにきめ細やかに対応でき、あらゆる人が質の高いサービスを受けられ、年齢、性別、地域、言語といった様々な違いを乗り越え、生き活きと快適に暮らすことのできる社会」を指す。

¹⁴⁹ AI等の技術の影響を測る際の主な課題のひとつは、その定義の曖昧さゆえに既存データにて捉えることが難しいというデータの利用可能性であるが、こうした背景から、近年、我が国政府においてヒアリング調査やアンケート調査を通じて新たにデータを得、それを基に調査分析する取組がなされている。例えば、野村総合研究所（2016）（総務省による委託調査）や三菱UFJリサーチ&コンサルティング（2017）（厚生労働省による委託調査）、久米 他（2017）、森川（2017）（いずれも経済産業研究所による調査・分析）がある。

¹⁵⁰ 変革シナリオは、①社会課題を解決する新たなサービスを提供し、グローバルに高付加価値・高成長部門を獲得、②技術革新を活かしたサービスの発展による生産性の向上と労働参加率の増加により労働力人口減少を克服、③機械・ソフトウェアと共存し、人にしかできない職業に労働力が移動する中で、人々が広く高所得を享受する社会と想定されている。

¹⁵¹の二つのケースについて 2030 年頃の我が国の産業構造や就業構造の全体像¹⁵²を経済モデルに基づき¹⁵³試算している（図表 33）。試算結果によれば、第 4 次産業革命に対応できるかどうかで、実質 GDP 成長率が +2.0%から +0.8%、賃金上昇率が +3.7%から +2.2%の幅で大きく変化する。

図表 33 我が国が第 4 次産業革命により受ける影響の試算結果の概要

【試算結果】 ※2015～2030年度（年率）		現状放置シナリオ	変革シナリオ
実質GDP成長率		+0.8%	+2.0%
名目GDP成長率		+1.4%	+3.5%
賃金上昇率		+2.2%	+3.7%
名目 GDP	（2020年度）	547兆円	うち第4次産業革命による 付加価値創出額 30兆円 592兆円
	（2030年度）	624兆円	846兆円

※この試算結果は、変革の「将来像」が時々刻々と変化することに応じて検討を継続すべきものである。

経済産業省

（経済産業省資料より引用）

また産業構造や就業構造に関する試算では、AI等の技術革命に対応できなければ就業者数は全産業計約 735 万人減と大きな雇用喪失となる一方、適切に対応できればこの規模は約 161 万人減にまで抑えられるとしている¹⁵⁴。産業ごとのデータに着目すると、現状放置シナリオではほぼ全ての産業で軒並み雇用が喪失するが、変革シナリオではサービス業を中心にいくつかの産業で雇用が創出されるとしている。

産業構造審議会では、我が国は現在、第 4 次産業革命への対応を巡って、「現状放置のまま安定したジリ貧を取るのか、変革シナリオを取り、痛みを伴う転換を取るのか」の「分かれ目」に立っていると、変革シナリオのような未来社会に向けた経済社会システムの再設計の戦略として、産業構造・就

¹⁵¹ 現状放置シナリオは、①我が国産業が海外のプラットフォームの下請けに陥ることにより、付加価値が海外に流出、②社会課題を解決する新たなサービス付加価値を生み出せず、国内産業が低付加価値・低成長部門化、③機械・ソフトウェアと競争する、低付加価値・低成長の職業へ労働力が集中し、低賃金の人が多い社会として想定されている。

¹⁵² 2030 年度の GDP や所得水準等のマクロ経済動向、部門別生産額、部門別従業者数、職業別従業者数を試算。

¹⁵³ ここでは、①マクロ経済モデル（長期的な GDP の経路は潜在 GDP の供給制約を受ける一方、短中期的な GDP の変動は、消費や投資等の総需要の動きで決まる需給調整型のモデル）、②産業構造モデル（過去約 20 年間のトレンドを基本とし、2030 年度の部門別最終需要構成比、中間投入構造、労働生産性を試算したモデル）、③就業構造モデル（部門別従業者数に部門別職業比率を掛けて、職業別従業者数を試算したモデル）の 3 つのモデルを組み合わせて用いている。

¹⁵⁴ 他の推計との比較のため、敢えて雇用の喪失量として計算すると、ネットでは、約 574 万人の減少であるが、これは現在の就業者数約 6600 万人の約 9%程度に相当する。

業構造転換の円滑化や雇用システムの柔軟性向上といった対応方針を示している。

三菱総合研究所（2016）：我が国民間企業による第4次産業革命の影響に関する分析

この分析は、三菱総合研究所（以下「MRI」と言う。）が2016年に第四次産業革命の社会影響の定量試算を実施したものである。

本分析では、社会的に影響が大きいと考えられる9分野¹⁵⁵を対象に、AI、IoE¹⁵⁶、ロボット等の新技術の導入に伴う社会変革を、「人間の代替」、「人間と機械の協調」、「人間の能力の拡張」、「人間の活動空間拡大」および「新たなリスクへの対応」の5つの視点から想定される15の個別産業に関する2030年頃の将来シナリオを基に実質GDPや雇用者数の増減について試算されており、新技術が導入されないことを想定したベースシナリオ¹⁵⁷との比較から、新技術導入の効果が分析されている。

15のシナリオ全体の試算結果をベースシナリオと比較すると、2030年の実質GDPについては約50兆円の増加（将来シナリオ：約595兆円）、2015年度から2030年度にかけての平均の成長率は約0.6%の増加（将来シナリオ：約0.8%）となる一方、雇用量については、約500万人分の雇用創出と約740万人分の雇用喪失の差し引きで合計約240万人分の減少（将来シナリオ：約5529万人）となっている¹⁵⁸。この数字のみに着目すると、新技術の導入が雇用に悪い影響を及ぼすかのように見えるが、これは、ベースシナリオでは生産性の伸び率が現在のように低いまま生産規模を維持すると想定しているため、人口減少下であっても雇用量が現状より拡大することになるためである。また、将来の生産年齢人口に比例するとした推計¹⁵⁹（約4992万人）を上回ることから、MRIは、2030年時点における労働代替による雇用削減は、失業よりも寧ろ人口減少による労働者不足の緩和に働くとの見解を示している。また、中長期予測による比較では約36万人の増加となることから、雇用量は過少推計されているとも説明する。またMRIは、職種別、産業別の分析から、ホワイトカラーの大きな需要減と専門職・技術職の急激な需要増への対応が、今後、社会にとっても企業にとって大きな課題になるであろうと指摘している。

¹⁵⁵ ものづくり・流通や金融、サービス等の6つの産業分野と自動運転、ホワイトカラー、新産業の3つの横断的な分野

¹⁵⁶ Internet of Everything

¹⁵⁷ 国立社会保障・人口問題研究所による人口推移の将来推計値の中位ケースを用いており、労働生産性の伸びは今後増加しないと想定している。

¹⁵⁸ 現在の就業者数と比較すると約4%に相当する。

¹⁵⁹ 国立社会保障・人口問題研究所の将来推計値を用いている。

総合科学技術・イノベーション会議（2017）：我が国政府における AI 利活用にあつての論点整理

本報告書は、総合科学技術・イノベーション会議¹⁶⁰の下設置された「人工知能と人間社会に関する懇談会」（以下「AI 懇談会」と言う。）での 2016 年から 2017 年にかけての議論をまとめたものである。AI 懇談会では第 5 期科学技術基本計画で掲げた Society 5.0 の実現に向けた AI の研究開発および利活用の健全な進展を目指し、AI と人間社会の関わりについて検討し、論点を抽出、整理した。

AI は近年ビッグデータと機械学習によって急速に発展しており、また社会の様々な領域に普及しつつあり、その導入や利活用は、恩恵とリスクのバランスを適切に配慮すれば、短期的には一定の懸念や対処を要するとしても、いずれは社会に大きな便益をもたらすとしている。

本報告書の作成にあたり開催された懇談会では、人々の生活における身近さや国としての産業力の強みといった観点から、代表的な 4 つの分野¹⁶¹を対象に、一般人も含めた幅広いステークホルダーの意見や事例の収集を行いながら、具体的事例に基づき、科学技術と社会との関係の検討にあたって一般に重要とされる倫理的観点、法的観点、社会的観点¹⁶²に加えて、AI¹⁶³が産業や労働、ひいては未来社会を担う子ども達へ及ぼす影響の大きさを考慮した経済的観点と教育的観点、さらには、こうした観点を AI の研究開発に反映するための研究開発的観点を併せた 6 つの観点から多面的に検討した。

本懇談会は、産業競争や雇用、教育などを配慮した政策を、未来を設計する社会科学研究と連動させていくこと、また、技術の将来予測を行いながら、技術と人間社会との関係について引き続き検討すること、さらには、国内にとどまることなく、国際的にも協調しながら、「人間社会を考慮した、共存する人工知能に関する取り組み」を継続して行うことが重要であると結論づけ、社会における各所でのさらなる具体的議論を期待するとして結んでいる。

¹⁶⁰ 科学技術・イノベーション政策の推進のための司令塔として、わが国全体の科学技術を俯瞰し、総合的かつ基本的な政策の企画立案および総合調整を行っている。

¹⁶¹ 移動（自動運転、ライドシェア等）、製造（自動化製造ラインを利用するスマート工場、AI による精緻製造技術等）、個人向けサービス（推薦サービス、AI を活用する健康・医療サービスや金融サービス等）、対話・交流（対話エージェント、チャットロボット、機械翻訳等）。

¹⁶² いわゆる ELSI。ELSI については脚注 130 を参照。

¹⁶³ AI 懇談会では、AI を「人が知性を用いて行っていると思われる知的活動（認知、推論、学習、思考、これらに基づく行為など）の一部を代替する技術」とし、こうした AI に関連し厳密に分離できないデジタル化と併せたものを主たる対象とした上、これらの技術のうち現存するあるいは近い将来実現する可能性が高いものに焦点を絞っている。

小括

以上、前節および本節では、AI等の技術の労働市場への影響について、さまざまな将来予測モデルとそれに基づく雇用への影響の試算を紹介してきた。これをまとめたものが図表34である。前節で紹介した比較的微視的視点に基づく将来予測は、技術と労働の代替・補完関係のうち、代替関係のみをモデル化したものであるし、本節で紹介した比較的大視的視点に基づく将来予測は、主観的なシナリオ予測に過ぎない。また、いずれも、前節の小括でも述べたように、技術の導入・利活用に関わる諸要因（コストの障壁、あるいは社会的な制度や風土の側面等）が考慮されていない。こうしたさまざまな改善点が残されているが、実証分析の難しい分野において、これまでとは異なる将来予測の手法で影響を把握しようという試みには大きな意義があったと言え、今後のさらなる発展が望まれる。

図表 34 AI等の技術の雇用への影響に関する試算（将来予測）のまとめ

分析手法の特徴	分析結果		分析手法の主な課題
	米国	日本	
Fry and Osborne (2013)	・米国の職業の一部に対して職業ごとの代替可能性を設定 ^{*1} し、職業の特徴 ^{*2} との関係について機械学習のアルゴリズムを用い、全職業 ^{*3} の代替可能性を推計するモデル（FOモデル）を構築し、各職業の代替リスクを推計 ^{*1} 完全に代替される/全く代替されないと判断がついた職業70種の代替可能性を1/0で設定 ^{*2} 代替可能性の決定要因として、技術には模倣できない人間のスキル「認識・操作性」、「創造知性」、「社会知性」を想定	職業の 47% ^{*3} で代替リスクが高い ^{*3} 雇用者数ベース	-
野村総合研究所 (2015)	日米の職業の違いを考慮し、FOモデルの日本版モデル構築	-	職業の 49% ^{*3} で代替リスクが高い ^{*3} 雇用者数ベース
David (2017)	日米の職業の違いを考慮し、FOモデルを拡張 ^{*4} した日本版モデル構築 ^{*5} 代替可能性の決定要因として、FOモデルの3要因に「判断や意思決定」を追加	-	職業の 55% ^{*3} で代替リスクが高い ^{*3} 雇用者数ベース
浜田・近藤 (2017)	日米の職業分類の突合によりFOモデルによる推計値を日本版へ変換	-	職業の 55% ^{*3} で代替リスクが高い ^{*3} 雇用者数ベース
Arntz, Gregory and Zierahn (2016)	職業ベースであるFOモデルのタスクベースのモデルを構築	職業の 9% で代替リスクが高い	職業の 7% で代替リスクが高い
マッキンゼー・グローバル研究所 (2017)	Frey and Osborneの方法論を拡張し、タスクベースで代替可能性を推計	全職業のタスクの 46% ^{*5} が代替 ^{*5} 労働時間ベース このほか、全タスクが代替される職業は<5%、30%以上のタスクが代替される職業は>60%	全職業のタスクの 56% ^{*5} が代替 ^{*5} 労働時間ベース
世界経済フォーラム (2016)	独自のアンケート調査に基づき推計	調査対象企業で 510万人 規模の雇用喪失 ^{*5} ^{*5} 雇用喪失 710万人 +雇用創出 200万人 の合計	・主観的なアンケート調査に基づく
経済産業省 (2016)	マクロ経済モデル、産業連関表から推計	-	雇用者数が約 731万人 ^{*5} 減少 ^{*5} 約 9% に相当
三菱総合研究所 (2016)	マクロ経済モデル、産業連関表から推計	-	雇用者数が約 4% 低下

（本稿で紹介した参考文献を基に筆者作成）

5. おわりに

本稿では、AI や労働の概念を整理した上で、電気・内燃機関や ICT といった過去に登場した革新的な技術が労働市場に与えた影響について、経済学の理論モデルや実証分析とともに振り返りながら、今後の AI 等の革新的な技術が与える影響について、最新の研究動向を紹介し、その影響を歴史的観点も踏まえて把握することで、残された課題を探索してきた。

技術と労働の関係は古くから労働経済学の重要なテーマであり、多くの分析がなされてきた。これまでの技術革新が社会に与えた影響について、Gordon（2016）によれば、1920 年から 1970 年にかけては、第二次産業革命で生まれた電気・電力や内燃機関等の汎用技術の副次的な発明が進み、これがもたらした製造業における機械化は、熟練工の手作業を組立ラインとライン工の単純作業に置き換えることで短時間での大量生産を可能とし、労働生産性や TFP を大幅に上昇させた一方、1970 年以降に進行した第三次産業革命による ICT 化は、労働生産性や TFP の上昇にそれほど寄与しておらず、「ICT 等の技術革新は、それ以前の技術革新と比較して、労働市場に与えるインパクトは相対的に小さくなかった」と評している。

1970 年代以降は、理論面の分析¹⁶⁴では、労働者間の賃金格差が主要なテーマとなり、まず、Tinbergen（1974,1975）が提唱した「スキルモデル」では、四年制大学以上の高等教育機関の卒業者とそれ以外の者との間の賃金格差拡大（いわゆる「大卒プレミアム」）の現象が学歴を代理指標としたスキルに基づき説明された。しかし、1990 年代以降、学歴による賃金格差の実測値は理論上の予測値を下回るようになり、その乖離は近年になるほど大きくなった。

Autor, Levy and Murnane（2003）が提唱した「タスクモデル」では、生産活動はルーティンタスク、ノンルーティンタスクの 2 種類のタスクのいずれかに従事する労働者と、ルーティンタスクを実行するコンピュータ等の ICT 資本によりなされ、技術革新により ICT 資本の価格が低下すれば、ICT 資本がルーティンタスクに従事する労働者の一部を代替し、結果として、ノンルーティンタスク/ルーティンタスクの賃金格差を拡大するとともに、いずれのタスクの規模も拡大するという含意が得られ、スキルモデルでは説明できない賃金格差と整合的であった。しかしその後、賃金や雇用量の二極化の進行が観察されるようになり、2 種類のタスク（2 要素）からなるモデルでは説明が難しくなった。

Acemoglu and Autor（2011）はタスクモデルを発展させ、高スキル労働者、中スキル労働者、低スキル労働者の 3 種類に大別される労働者と、中スキル労働者のタスクの一部を実行する ICT 資本によりなされており、技術革新は高スキル労働者の生産性を相対的に高めるか、生産要素として中ス

¹⁶⁴ 脚注 13 参照。

キル労働者の一部を代替するというモデルを構築し、賃金や雇用量の二極化の減少を説明した。

Acemoglu and Restrepo (2018) はタスクモデルをさらに発展させ、技術革新は①自動化、②新しいタスクの創出、の 2 通りから労働に影響を与え、①により従来人間が従事していた既存のタスクは機械に行われるようになる一方で、②により人間が機械に対して比較優位を持つような複雑なタスクが新たに創出されると想定されるモデルを構築し、雇用量や労働分配率、賃金の変動について説明した。

また、実証面での動向について、AI が実際に社会に活用され始めた段階であることから、実証データに基づく分析ではなく、機械学習による将来予測という手法がとられている。

Frey and Osborne (2013) は、代替要因として技術による実現が困難な人間のスキルを用い、明らかに自動化される/されないと考えられる一部の職業のデータを基にした機械学習のアルゴリズムにより、米国の全職業の技術的代替可能性のモデル (FO モデル) をつくり、推計の結果、今後 10 ～20 年の間にコンピュータ化の技術による代替可能性が 0.7 以上とされる「高リスク」分類の職業の従事者は、米国の労働者数全体の 47%を占めると示した。また、昨今観察された中賃金層を中心とした代替 (労働市場の二極化) 現象の傾向は終わり、今後は低賃金層を中心とした代替が主として起こると予測している。

Arntz, Gregory and Zierahn (2016) は、自動化による雇用の代替について、職業単位ではなくタスク単位で起こるものであり、また、推計される代替可能性は実際の失業可能性とは別物である、といった考えに基づき、「職業」ベースの FO モデルとは異なる「タスク」ベースの将来予測モデル (AGZ モデル) を構築し米国の代替リスクについて推計したところ、AGZ モデルによる高リスクの割合は 9%と、FO モデルの結果 47%とは大きく乖離した。FO モデルと AGZ モデルの違いは、主に、代替の単位を職業とするかタスクとするか、また、労働者ごとの抱えるジョブを構成するタスクの違い (task-content of jobs) を考慮するかどうか、の 2 点である。こうした違いについて、労働者は通常、他者との face to face でのやりとりなど代替されづらいタスクを多かれ少なかれ行っていることから、FO モデルで想定されているように、実施しているすべてのプロセスが自動化されて完全に代替されるといったケースは少ないであろうとされている。

理論面、実証面の分析のいずれにおいても、「技術」の捉え方については、コストの障壁、あるいは社会的な制度や風土の側面等、技術の導入・利活用のメカニズムに関わる諸要因の考慮といった点に、「労働」の捉え方については、人間の備えるスキルの変化やそれによる従事するタスクの変化の考慮といった点にそれぞれ課題がある。また、これまでは、個々の労働者や企業において起こる変化に焦点を当ててきたが、実際には、よりダイナミックな産業レベルでの変化も起こり得る。

今後、AI 等の技術革新の労働市場への影響について、理論面、実証面の双方のさらなる発展を通じ、より精緻な将来予測モデルの構築や実証データに基づく分析が待たれている。

参考文献

- Acemoglu, D. (2002) "Technical Change, Inequality, and the Labor Market," *Journal of Economic Literature*, vol.XL, pp. 7-72.
- Acemoglu, D. (2007) "Equilibrium Bias of Technology," *Econometrica*, vol.75, pp. 1371-1409.
- 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 (2018) "The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment," *American Economic Review*, Vol.108, pp.1488-1542.
- 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.
- Atkinson, R. (2018) "Hearing on Economic and Labor Force Implications of Artificial Intelligence" (<https://itif.org/publications/2018/01/25/economic-and-labor-force-implications-artificial-intelligence>) .
- 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.
- David, B. (2017) "Computer Technology and Probable Job Destructuations in Japan: An Evaluation," *The Journal of the Japanese and International Economies*, Vol.43, pp.77-87.
- Breiman, L. (2001) "Random Forests" *Machine Learning*, Vol.45, pp.5-32.
- Brynjolfsson, E. and A. McAfee (2011) "Race Against the Machine: How the Digital Revolution Is Accelerating Innovation, Driving Productivity, and Irreversibly Transforming Employment and the Economy," *Digital Frontier Press*. (村井章子 訳、『機械との競争』、日経 BP 社)
- Cognizant (2017) "21 Jobs of the Future".

- Executive Office of the President (2016) "Artificial Intelligence, Automation, and the Economy".
- Frey, C. B. and M. A. Osborne (2013) "The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?," *Oxford Martin School Working Paper*.
(published as Frey, C. B. and M. A. Osborne (2017) "The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?," *Technological Forecasting and Social Change*, Vol.43, pp.254–280.)
- Goos, M. and A. Manning (2007) "Lousy and Lovely Jobs: The Rising Polarization of Work in Britain," *Review of Economics and Statistics*, Vol.89, pp.118–133.
- Goos, M., A. Manning and A. Salomons (2009) "Job Polarization in Europe," *American Economic Association*, Vol.99, pp.58–63.
- Gordon, R. J. (2016) "The rise and fall of American growth." *Princeton University Press* (高遠裕子・山岡由美訳、『アメリカ経済 成長の終焉』、日経BP社)
- Hinton, G. E., S. Osindero and Y. W. Teh (2006) "A Fast Learning Algorithm for Deep Belief Nets." *Neural Computation*, Vol.18, No.7, pp.1527–1554.
- Ikenaga, T. and R. Kambayashi (2016) "Task Polarization in the Japanese Labor Market: Evidence of a Long-Term Trend," *Industrial Relations*, Vol.55, pp.267–293.
- International Labour Organization (2008) "International Standard Classification of Occupations 2008."
- Keynes, J. M. (1930) "Economic Possibilities for our Grandchildren". (山岡洋一訳、『ケインズ説得論集』、日本経済新聞出版社)
- McKinsey Global Institute (2017) "A Future That Works: Automation, Employment, and Productivity".
- Minka, T. P. (2001) "Expectation propagation for approximate Bayesian inference," *Proceedings of the Seventeenth conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, *Morgan Kaufmann Publishers Inc.*, pp. 362–369.
- Organisation for Economic Co-operation and Development (2005) "Oslo Manual: Guidelines for Collecting and Interpreting Innovation Data, 3rd Edition."
- Rasmussen, C. E. and H. Nickisch (2010) "Gaussian Processes for Machine Learning (GPML) Toolbox." *Journal of Machine Learning Research*, Vol.11,

pp.3011-3015.

Rasmussen, C. E. and C. K. I. Williams (2006) "Gaussian Processes for Machine Learning," *MIT Press*.

Solow, R. (1987) "We'd Better Watch Out," *New York Times Book Review*, July 12.

Solow, R. (2000) "Productivity Finally Shows the Impact of Computers," *New York Times Book Review*, March 12.

Spitz-Oener, A. (2006) "Technical Change, Job Tasks and Rising Educational Demand: Looking Outside the Wage Structure." *Journal of Labor Economics*, Vol.24, pp.235-270.

Tinbergen, J. (1974) "Substitution of Graduate by Other Labor", *Kyklos*, Vol.27, pp.217-226.

Tinbergen, J. (1975) "Income Difference: Recent Research", *North-Holland Publishing Company*, Amsterdam.

World Economic Forum (2016) "The Future of Jobs - Employment, Skills and Workforce Strategy for the Fourth Industrial Revolution".

井上智洋 (2016) 『人工知能と経済の未来 2030 年雇用大崩壊』, 文藝春秋.

久米功一・中馬宏之・林晋・戸田淳仁 (2017) 「人工知能等の新しいテクノロジーを活かす能力とは何か 自己変化能と情報提供・働き方の変化に対する態度に関するアンケート分析」, *RIETI Discussion Paper Series*, 17-J-053.

川口大司 (2017) 『労働経済学 理論と実証をつなぐ』, 有斐閣.

人工知能学会「What's AI」(<http://www.ai-gakkai.or.jp/whatsai/>) .

神林龍 (2018) 「技術と職業構造と労働市場」日本労働研究雑誌, Vol.697, pp.29-38.

篠崎彰彦 (2014) 『インフォメーション・エコノミー: 情報化する経済社会の全体像』, NTT 出版.

清家篤 (2002) 『労働経済』, 東洋経済新報社.

総合科学技術・イノベーション会議 (2017) 「人工知能と人間社会に関する懇談会」報告書.

特許庁 (2015) 「平成 26 年度 特許出願技術動向調査報告書 (概要) 人工知能技術」.

西澤弘 (2018) 「職業の区分法と日本の職業別就業構造」日本労働研究雑誌, Vol.697, pp.5-17.

野村総合研究所 (2015) 「日本におけるコンピュータ化と仕事の未来」.

野村総合研究所 (2016) 「ICTの進化が雇用と働き方に及ぼす影響に関する調査研究報告書」.

浜口伸明・近藤恵介（2017）「地域の雇用と人工知能」 *RIETI Discussion Paper Series*, 17-J-023.

三菱 UFJ リサーチ&コンサルティング（2017）「IoT・ビッグデータ・AI 等が雇用・労働に与える影響に関する研究会報告書」.

三菱総合研究所（2016）「第四次産業革命⑥ - 2030 年に 240 万人の雇用減も？ - 社会影響の定量試算」 (https://www.mri.co.jp/opinion/column/trend/trend_20170522.html) .

森川正之（2017）「人工知能・ロボットと雇用：個人サーベイによる分析」, *RIETI Discussion Paper Series*, 17-J-005.

労働政策研究・研修機構（2018a）「仕事の世界の見える化に向けて—職業情報提供サイト（O-NET）の基本構想に関する研究—」, 資料シリーズ, No.203.

労働政策研究・研修機構（2018b）「近年の技術革新と雇用に関わる諸外国の政策動向」, 資料シリーズ, No.205.