

AI ネットワーク社会推進会議

AI 経済検討会

報告書

2019年5月



# 目次

1. AI 経済において目指す方向性（「インクルーシブな AI 経済社会」の実現） .....	4
1.1 AI ビジネス等の構造 .....	4
1.2 データ活用プロセス .....	6
1.3 インクルーシブな AI 経済社会の実現.....	8
2. 持続可能な経済成長・生産性向上のための AI 投資のあり方.....	8
2.1 AI 投資と ICT 投資等の関係 .....	8
2.2 AI/ICT 投資の効果と日本の課題 .....	9
2.3 AI 投資による経済成長・生産性向上の見通し.....	12
2.4 AI 投資・データ集積と格差問題.....	15
2.5 AI 投資統計の考え方 .....	16
2.6 GDP 統計の計測上の課題 .....	17
2.7 経済分析の新たな可能性 .....	17
3. AI 経済を支える産業基盤（労働・研究開発）のあり方.....	19
3.1 AI 経済における雇用変容.....	19
3.2 AI 経済における我が国の雇用慣行の有効性.....	20
3.3 AI 経済における我が国の人材育成システムのあり方 .....	23
3.4 研究開発のあり方 .....	26
4. AI の利用を巡る日本企業の国際競争力 .....	27
4.1 日本企業の抱える課題.....	27
4.2 日本企業に求められる対応 .....	29
5. AI 経済に関する基本的政策や戦略のあり方 .....	31
5.1 基本的政策や戦略の考え方 .....	31
5.2 特に留意すべき事項 .....	33
6. 補論 .....	35

# 1. AI 経済において目指す方向性（「インクルーシブな AI 経済社会」の実現）

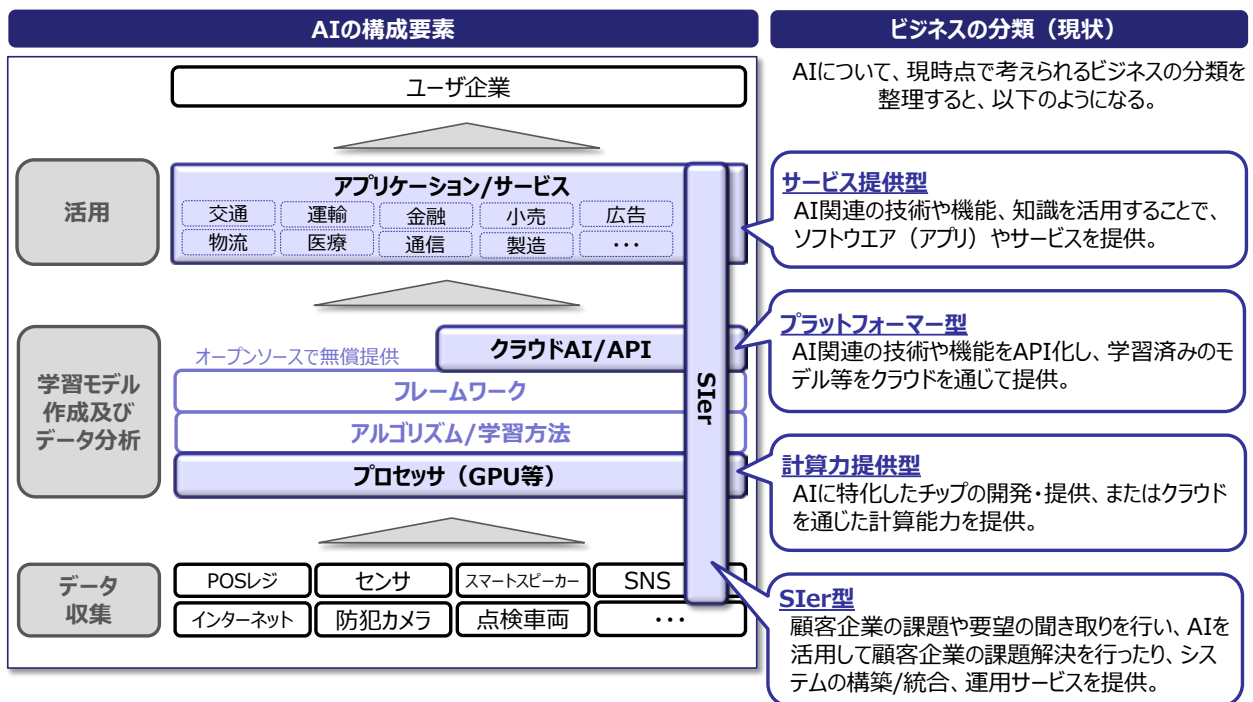
## 1.1 AI ビジネス等の構造

AI 経済において我が国が目指すべき方向性を検討するためには、AI に関するビジネスの構造や AI サービスの提供側として主要な ICT 企業等の取組、AI の利用側としての AI 導入状況等を把握する必要がある。

まず、AI の構成要素を整理すると、データ<sup>1</sup>の収集、学習モデルの作成及びデータ分析、活用（アプリケーション/サービス）に大別することができる（図表1）。特徴的なのは、AI に関するフレームワークや多様な学習済みモデル等はオープンソースやクラウド・API 経由で広く一般に提供されており、様々な主体が、それらを活用し、自らの能力に応じて様々な用途で AI を開発・利用できる状態にあるということである。言い換えると、AI で活用されるモデル等はサービスの競争力を左右する要素にはなりにくく、データ収集や活用の仕方が問われていると言える。

また、これらの要素に基づいて AI に関するビジネスを分類整理すると、サービス提供型、プラットフォーム型、計算力提供型及び SIer 型という 4 つのタイプに大別することができる。

図表 1：AI の構成要素と AI 提供ビジネスの分類

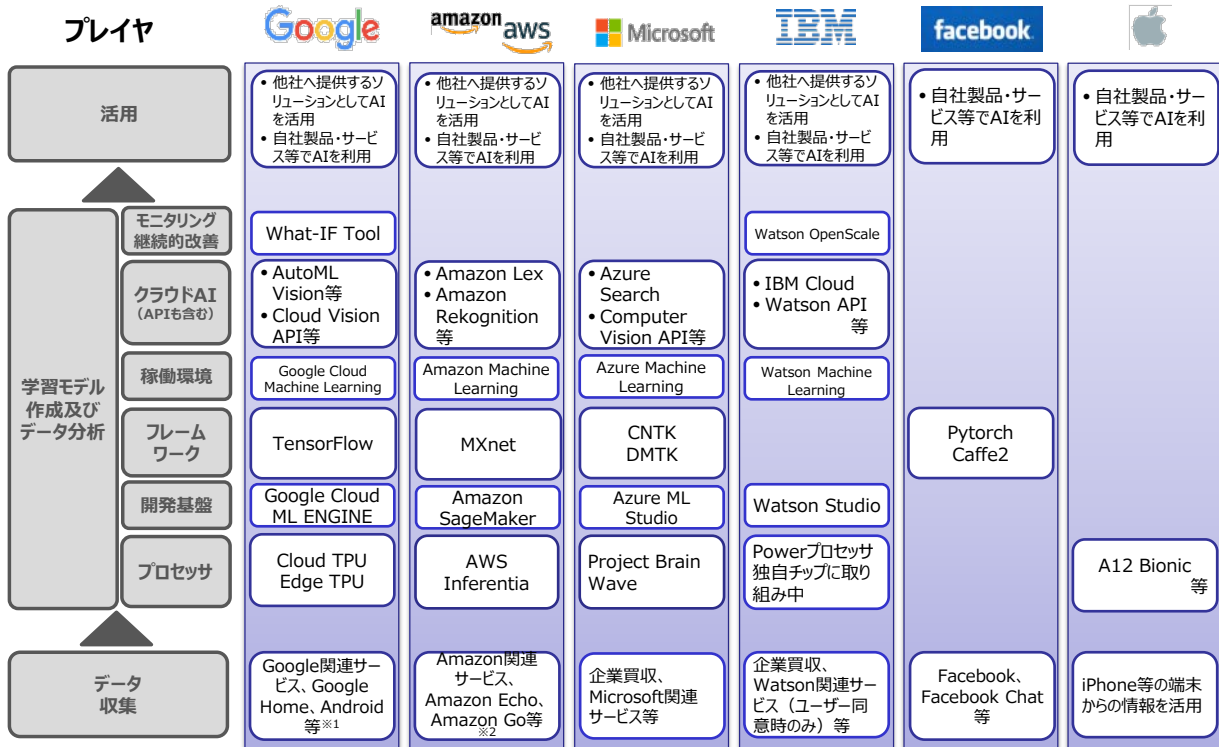


出典：日経 XTECH「情総研レポート AI の主導権争い競争激化、課題はビジネスモデル」より加筆・修正

AI の構成要素別に米国の主要 ICT 企業の取組を整理すると、各要素において取組が進められており、AI 活用が進んでいることがわかる（図表 2）。

<sup>1</sup> この報告書において、「データ」とは、現にデジタル化されているか、または容易にデジタル化することができる状態のものを指すこととする。

図表2：AIに関する米国主要プレイヤーの事業領域マッピング

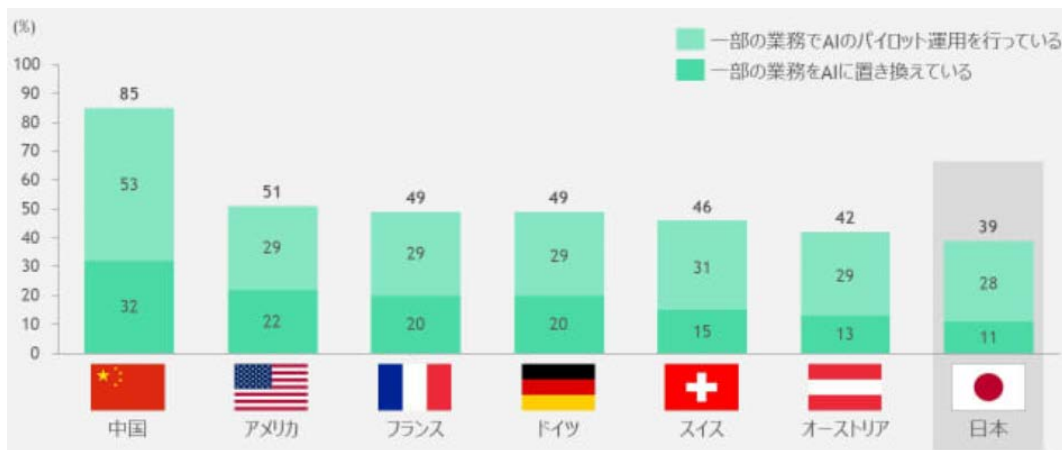


※1：ユーザがGoogleのアカウント作成した時点で、ユーザの情報利用に同意したことになる。  
 ※2：ユーザがAmazonが提供するサービスを利用した時点で、ユーザの情報利用に同意したことになる。

出典：公開資料等より作成

一方、我が国は、他の先進国と比べ、AI導入が進んでいるとは言えず、中国や米国に後れを取っている状況にある（図表3）。

図表3：AI アクティブ・プレイヤーの割合<sup>2</sup>

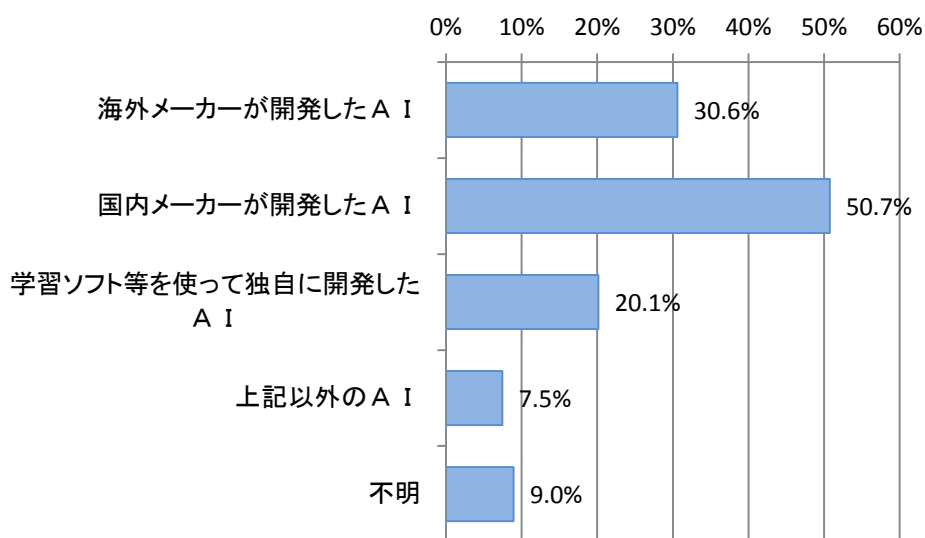


出典：BCG「Mind the (AI) Gap: Leadership Makes the Difference」

<sup>2</sup> 「AI アクティブ・プレイヤー」の定義は、「一部の業務をAIに置き換えている」又は「一部の業務でAIのパイロット運用を行っている」のいずれかに該当し、かつ自社のAI導入を「概ね成功している」と評価した企業。

また、東証一部上場企業を中心とした日本企業を対象とした調査<sup>3</sup>によると、既に AI を導入している日本企業では約半数は国内メーカーが開発した AI を利用しているものの、約 3 割は海外メーカーが開発した AI を利用しており、一定程度海外に依存した AI の導入状況となっている（図表 4）。

図表 4：導入している AI のタイプ



出典：総務省・情報通信総合研究所(ICR)・日本経済研究センター(JCER)「AI・IoT の取組みに関する調査」(回答 293 社)

※分母は、既に AI を導入している企業 (134 社、45.7%)

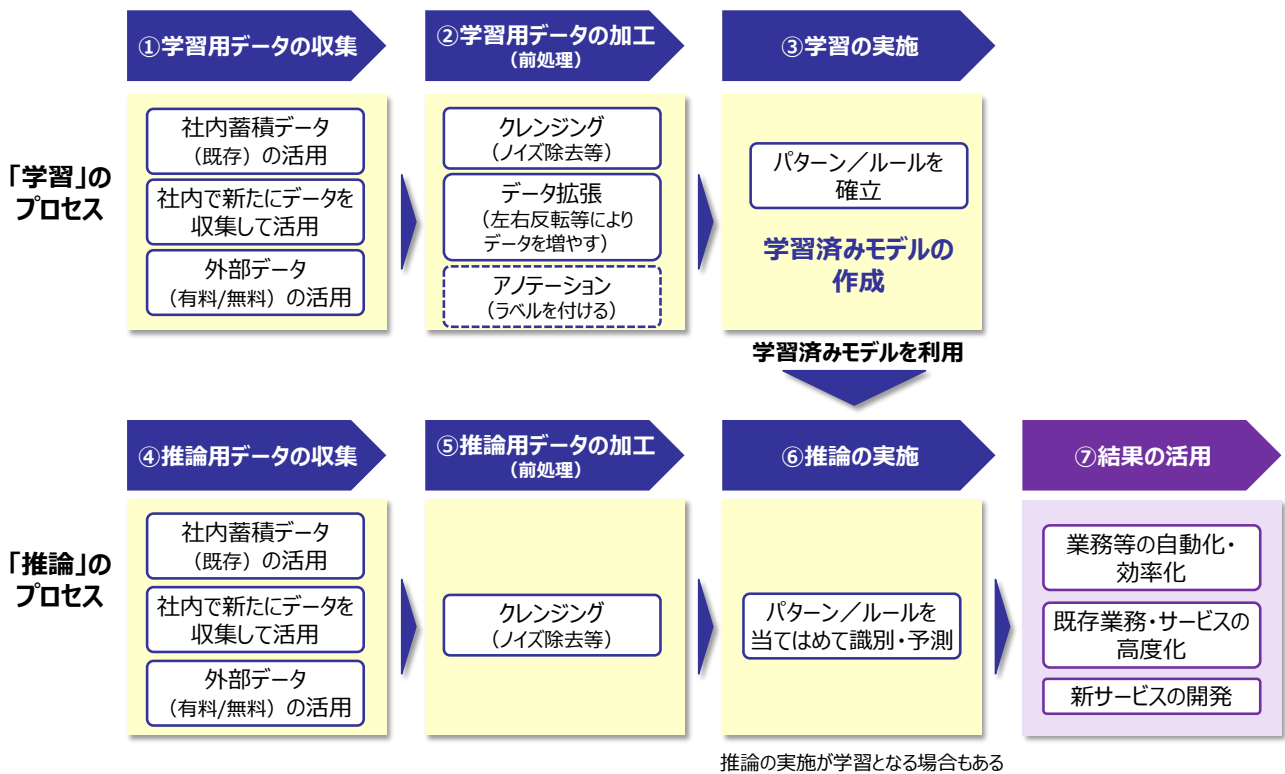
## 1.2 データ活用プロセス

AI を活用して十分な成果を上げるためには、どのようなデータを活用するかが重要である。まず、AI におけるデータ活用のプロセスを整理すると、学習用データを元に AI のモデルを作成するプロセス (①学習用データの収集、②学習用データの加工、③学習の実施) と推論用データを元に実際の業務やサービスに活用するプロセス (④推論用データの収集、⑤推論用データ加工、⑥推論の実施、⑦結果の活用) に大別することができる (図表 5)。前半のプロセスは、提供されている既存のサービス/アプリケーションを利用する場合に省略することができる場合があるが、推論用データを活用した際の精度を高めるためには、推論用データに近い性質のデータを学習用データとして用いることが望ましいことから、一般的に提供されている汎用的なサービスの活用だけではなく、自社開発<sup>4</sup>等も視野に入れて検討することも重要となると考えられる。

<sup>3</sup> 2019 年 1～3 月に東証一部上場企業及び有力未企業計 2,230 社を対象に郵送調査を実施し、AI・IoT の取組みに関する状況等を確認した。回収数は 293 社 (回収率 13%)。

<sup>4</sup> クラウドで提供されるサービスを利用しつつ、学習用データを元に AI のモデルを作成するものを含む。

図表 5 : AI におけるデータ活用プロセス



出典：公開資料等より作成

AI を開発するためには大量のデータ（ビッグデータ）を用いた学習プロセスが必要になるが、一般的にビッグデータの価値は 4V（Volume：データ量、Variety：データの種類、Velocity：入出力データの速さ、Veracity：データの正確性）に基づくとしている。AI に関しては、正確な予測や状況判断を行うため、これらの性質に加えてデータの粒度（より詳細に状況が把握できること、メッシュの細かさ等）も重要になる。

また、学習用・推論用データについては、モデル作成や分析に先立ち、クレンジング（ノイズ除去等）やデータ拡張などの前処理が必要となることから、データの状態（保存形式、統一性等）も重要であり、データの状態によっては、前処理のプロセスにそれ相応の人手と時間が必要となる。

今後、AI 開発に取り組むためには、既存のデータを最大限活用しつつ、用途に応じてどのようなデータを集めるか、あるいは集めたデータと具体的な現場業務（ドメイン）の知識等をどのように組み合わせるかも重要である。また、データが広く価値を発揮するためには、各社の戦略や公共性に応じてデータをオープンにし、相互利用を促進することも必要であり、そのためにはデータの公開方法（ファイル形式、API 経由等）も重要となる<sup>5</sup>。

<sup>5</sup> 英国の Open Banking など欧州で進展する BaaS(banking as a service) では、積極的に API を公開することで、競争を通じたオープンイノベーションを加速していると指摘される。

### 1.3 インクルーシブな AI 経済社会の実現

公正な競争環境の下、AI のオープン、かつ、インクルーシブな運用を可能とすることで、様々な主体が、自らの意思や判断に基づき創意工夫に富む方法で AI やデータを活用した社会的・経済的活動に積極的に従事し、生産性の向上等に貢献するとともに、貢献に応じた分配、充足感、余暇の拡大等を得て、社会全体で豊かさを共有できる経済社会（「インクルーシブな AI 経済社会」）を目指していくことが重要である。

このような「インクルーシブな AI 経済社会」では、ユーザー企業は、AI の開発において、いわゆる ICT 企業に必ずしも依存する必要はなく、能力に応じて、オープンなフレームワーク等を活用するなどして AI を自ら開発したり、外部のクラウドを通じて AI サービスを利用するなどの方策を模索することができる。また、中堅・中小企業等が積極的に AI を活用し、課題として指摘される生産性向上等を図るとともに、地理的に均衡ある AI 社会実装の推進や地域における AI スタートアップの活躍等により、持続可能な地域経済の発展を図ることが可能である。

また、「インクルーシブな AI 経済社会」においては、データを高速処理できるデータ基盤が、重要なインフラとして競争戦略上重要な意義を有すると考えられる。現在、一般的なコンピュータにおける計算処理を担う CPU（Central Processing Unit）の高性能化だけではなく、GPU（Graphics Processing Unit）<sup>6</sup>の発展、Google による TPU（Tensor Processing Unit）<sup>7</sup>等の開発・発展等により計算能力が向上を続けており、スーパーコンピュータに対応したフレームワーク（例：Mesh-TensorFlow<sup>8</sup>）の提供も始まっている。

## 2. 持続可能な経済成長・生産性向上のための AI 投資のあり方

### 2.1 AI 投資と ICT 投資等の関係

AI を導入・利用する方法は、自社開発、委託開発、既存のサービス/アプリケーションの利用の 3 つに大別することができ、ICT を導入・利用する場合と大きな違いはない。また、AI は ICT 機器・サービスの機能の一部として組み込まれているものも多いことから、AI への投資を独立して計測するのではなく、少なくとも当面は ICT 投資に含まれるものとして把握することが適切と考えられる。

他方、AI はデータを活用することが不可欠であることを踏まえると、データの保有・利用状況をビッグデータの 4V の視点も踏まえて把握することが重要であるとともに、データがもたらす効果についても適切に把握した上で AI 投資のあり方や AI 投資促進の方策等について検討していく必要がある。すなわち、AI 投資を従来の ICT 投資と比べた場合、データの収集・活用に重要性がある点に特徴があることから、その効果等の把握に当たっては、従来の ICT 投資と同様のアプローチに加え、データの収集・活用がもたらす効果等を把握するというアプローチが必要となる。

また、AI は膨大な計算能力に支えられていることから、ソフトウェア投資だけではなく、ハードウェア投資にも着目する必要がある。

<sup>6</sup> 元来はリアルタイム画像処理に特化した演算装置。深層学習で要求される演算処理も得意とする。

<sup>7</sup> 機械学習に特化した演算装置。低消費電力で高速演算が可能なのが特徴。

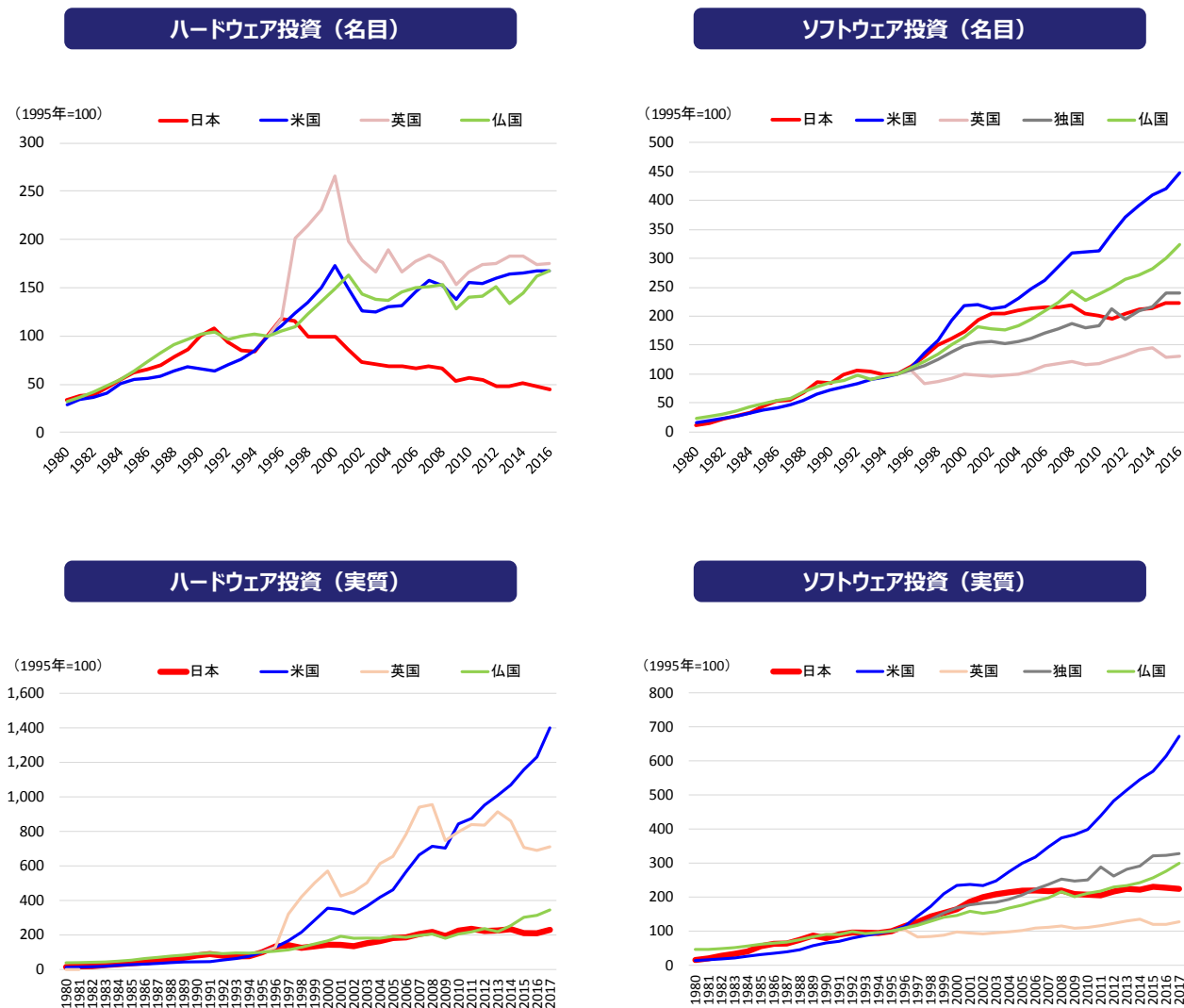
<sup>8</sup> TensorFlow をベースとしたスーパーコンピュータ用フレームワーク。学習を分散処理することによって、巨大な機械学習モデルの構築等を可能にする。



## 2.2 AI/ICT 投資の効果と日本の課題

我が国のこれまでの ICT 投資をハードウェア投資とソフトウェア投資に分け、諸外国と比較すると、ハードウェア投資（名目）については、米国・英国・仏国では 2000 年にかけて増加傾向で推移したのに対し、日本は 1990 年代前半までは増加傾向だったものの、1990 年代の後半からは減少傾向となっている（図表 6）。ソフトウェア投資（名目）については、米国・独国・仏国では一貫して増加傾向で推移しているのに対し、日本（2000 年以降）・英国はほぼ横ばいとなっている。また、演算能力等の性能向上を考慮する観点等から、これら投資を実質値<sup>9</sup>で見た場合であっても、我が国は諸外国と比べて伸び悩む状況となっている。このように我が国の ICT 投資は諸外国と比較して量的に必ずしも十分だったとは言えない。

図表 6：ICT 投資額の国際比較



出典：OECD Stat

<sup>9</sup> 実質値の算出に当たっては、性能向上を価格の低下として評価するヘドニック・アプローチを用いている。このため、名目値の投資額が減少している場合であっても、実質値の投資額では、性能向上分を反映して増加している場合があり、我が国のハードウェア投資・ソフトウェア投資ともに、実質値では増加傾向となっている。

また、ICT 投資については、生産要素である情報資本の増加に加え、TFP (Total Factor Productivity : 全要素生産性。生産要素である労働と資本の成長では説明できない技術進歩や効率化等を表した数値であり、具体的には、技術の進歩、生産の効率化、経営の効率や組織運営効率の改善等を表すと考えられる) の上昇をもたらすことにより、生産性の向上に貢献すると考えられている。

これまでの ICT 投資と労働生産性向上との関係を諸外国と比較すると、TFP の寄与は米国や欧州諸国に比べて低水準となっている (図表 7) <sup>10</sup>。特にサービス産業においては、諸外国に比べて労働生産性が低いと指摘されており <sup>11</sup>、また、中堅・中小企業においても大企業に比べて低い労働生産性が課題となっている <sup>12</sup>。日本全体の経済成長につなげるためには、サービス産業や中堅・中小企業等において、AI/ICT 導入・利用により TFP の上昇を誘発することが重要と考えられる。

図表 7 : ICT 投資と労働生産性上昇率の関係



出典：内閣府「国民経済計算」、EU KLEMS、FRED 等のデータを元に推計

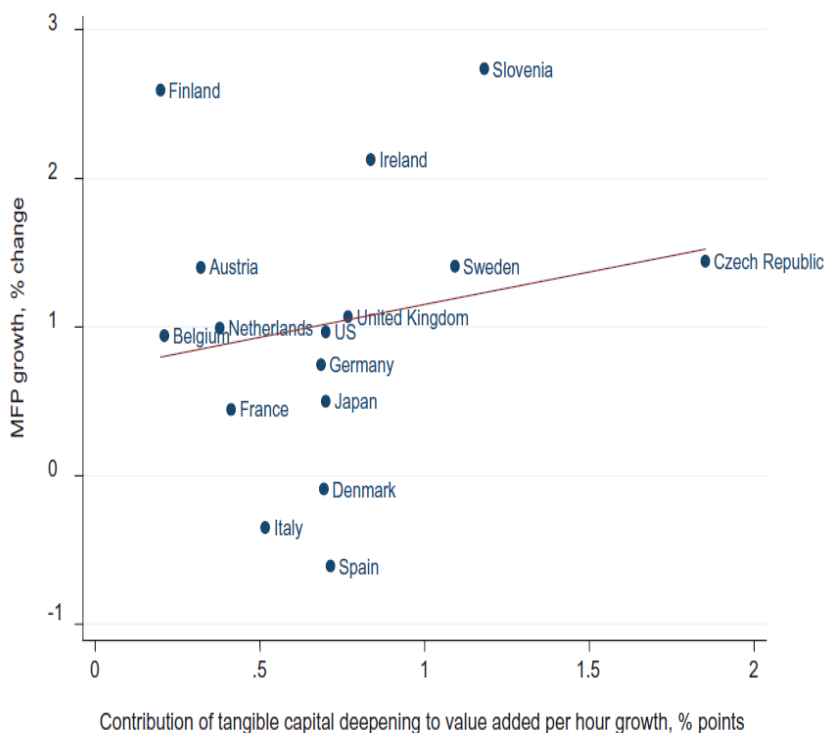
<sup>10</sup> 労働生産性上昇率については、付加価値増加率－労働投入（労働時間）増加率によって計算した近似値であり、実績値ではないことに注意を要する。また、景気要因の代理変数として稼働率を考え、全体の稼働率が各資本（一般資本、情報資本）に対して均等に適応されることを想定している。推計に利用したデータと推計方法の詳細については補論参照。

<sup>11</sup> 例えば、公益社団法人日本生産性本部「質を調整した日米サービス産業の労働生産性水準比較」によると、日本のサービス産業における労働生産性は、米国に比べて運輸で 5 割、卸売・小売や飲食・宿泊で 4 割の水準にとどまっている。

<sup>12</sup> 2018 年版「中小企業白書」では、中小企業の時間当たり労働生産性の水準が大企業よりも低いことが分かる。宿泊業、飲食サービス業やサービス業（他に分類されないもの）においては大企業との差が小さくなっているものの、製造業や情報通信業では大企業の 6 割程度の水準にとどまっている。

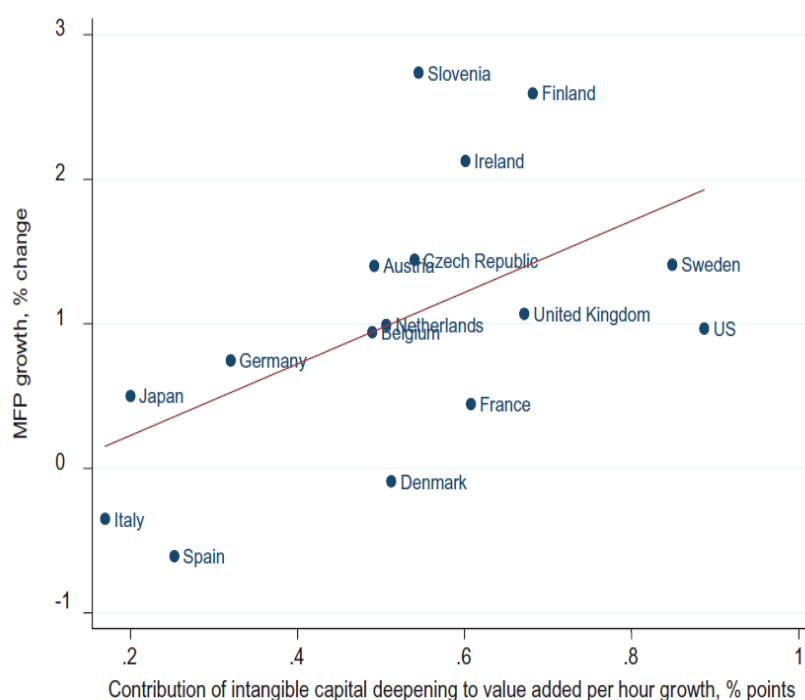
AI/ICT 投資については、量だけではなく、どのような主体が開発を行うのかという面からも検討が必要である。日本におけるソフトウェア等の開発は、海外で行われているようなユーザー企業による内製ではなく、ICT 企業（SIer）が受託開発する形が主流となってきた。ICT 投資は、組織改革や人的資源への投資（無形資産投資）等の補完的な投資が伴って初めて効果を上げるものであるが、日本では、開発の主導権や人材が ICT 企業（SIer）側にある場合が多く、組織としての戦略的な意思決定が十分になされてこなかった可能性がある。その結果、我が国における有形資産投資の生産性向上への寄与は国際的にみて平均程度であるものの、無形資産投資については見劣り、無形資産投資が十分ではなかったため、ICT 投資の効果を十分に享受できなかった可能性がある（図表 8）<sup>13</sup>。

図表 8：多要素生産性（MFP）の伸び率と資本深化の寄与度  
 <有形資産、1995-2007 年>



<sup>13</sup> 無形資産は、新たな知識を生み出し、他部門においても活用しやすいという正の外部性を持つため、TFP（全要素生産性）へのスピルオーバー（拡散）が大きい点でも、生産性向上への影響を計測する上で十分に着目する必要がある。

### <無形資産、1995-2007年>



出典：Corrado et al.(2013) . Innovation and intangible investment in Europe, Japan, and the United States, Oxford Review of Economic Policy, Volume 29, Number 2.

ただし、日本型の開発体制は、ICT人材を集積させて開発を行うという意味で一定の経済合理性があると考えられる。しかしながら、それに過度にシフトした企業や産業では、自社の判断で柔軟かつ迅速な対応ができないだけでなく、上記補完的な投資の欠如、企業内部におけるAI/ICT人材の不足、レガシーシステムの維持等により、効果的かつ十分なAI/ICT投資が行えない状況につながっている可能性がある。

今後、AI/ICTの役割が効率化から新たな価値の創出へと更にシフトしていくこと、AIでは継続的な学習によるモデルの改善を行い続けることが必要となること、システムの更新サイクルが短期化していくこと等を踏まえると、技術と投資対効果の双方を評価した上で、ユーザー企業自らがAIを開発・利用することも重要である。

### 2.3 AI投資による経済成長・生産性向上の見通し

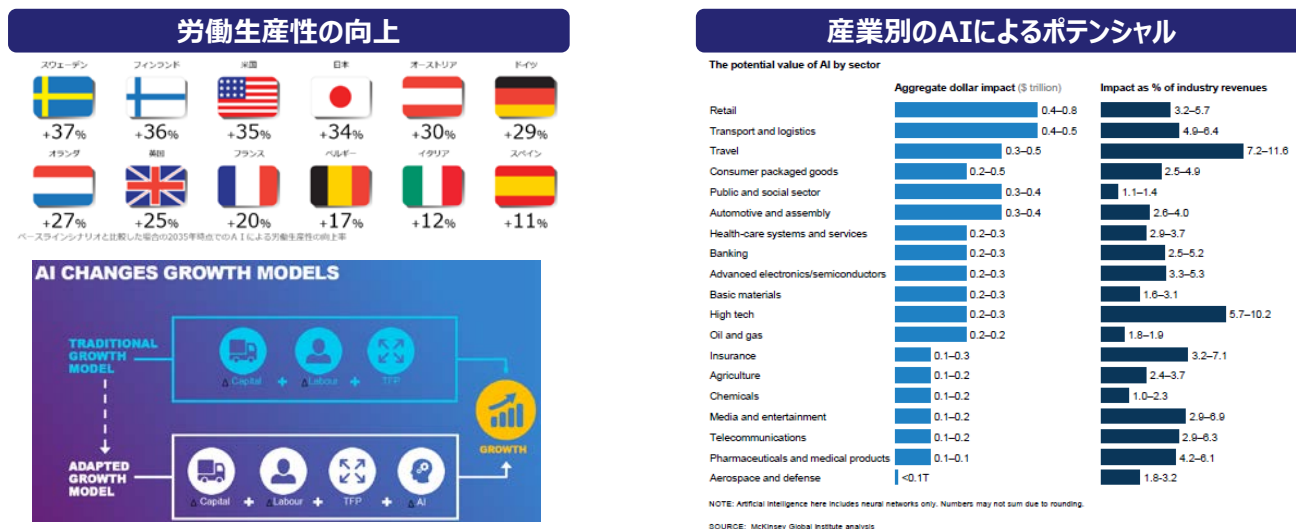
AIを導入・利用することによって、①従来のICTに比べてより複雑な業務の自動化、②人間ならではの創造的な業務に集中することによるイノベーションの創出等の効果が期待できる。これらの効果を試算した例<sup>14</sup>によると、2035年時点の粗付加価値成長率の上昇率は1.9%（ベースラインシナリオ0.8%に対してAIが浸透した場合には2.7%）、AIによる労働生産性の向上率はベースラインシナリオと比較して2035年時点で34%増加となっている（図表9）。また、産業別にAIによるポテンシャル（売上の上昇率）を試算した例<sup>15</sup>によると、「旅行」分野が最も高く、年間売上を7.2～11.6%増加させるだけのポテ

<sup>14</sup> Accenture (2016) 「Why Artificial Intelligence is the Future of Growth」

<sup>15</sup> McKinsey (2018) 「NOTES FROM THE AI FRONTIER」

ンシャルがある試算結果となっている。それ以外では物流、医薬品分野での売上の増加が予想され、データに基づく個別の最適化やレコメンド、予測等による効果が期待される。

図表 9 : AI の経済への影響 (分析例)



出典 : Accenture (2016) 「Why Artificial Intelligence is the Future of Growth」、McKinsey (2018) 「NOTES FROM THE AI FRONTIER」

AI の導入・利用については、生産性のみならず企業の業績や企業価値の向上に与える効果も重要である。日本企業を対象としたアンケート調査を元に 2017 年の総資産利益率 (分子は EBITDA<sup>16</sup>) と 2016 年時点での AI、IoT の導入状況との関係を分析 (回帰分析) したところ、AI の導入は有意にプラスである結果が得られている (図表 10)。分析結果は相関関係であり、この結果から AI の導入が総資産利益率を上昇させるのか、業績の良い企業が積極的に AI を導入しているのかを明確に区別することは難しいものの、AI 導入は 2016 年、総資産利益率は 2017 年の状況を用いていることを踏まえれば、AI の導入は企業業績に対して一定程度の効果があると見ることも出来る。

<sup>16</sup> Earnings Before Interest Taxes Depreciation and Amortization の略。税引前利益に、特別損益、支払利息、および減価償却費を加算した値である。

図表 10 : AI 導入と総資産利益率との関係 (分析例)

	EBITDA/総資産			
	1	2	3	4
AI	0.032** (0.010)	0.023* (0.012)		0.031** (0.012)
AI × データ		0.025 (0.022)		0.028 (0.023)
IoT			-0.010 (0.008)	-0.015* (0.008)
log(自己資本)	-0.030** (0.013)	-0.032** (0.014)	-0.030** (0.013)	-0.025* (0.014)
(log(自己資本))^2	0.002* (0.001)	0.002** (0.001)	0.002** (0.001)	0.001 (0.001)
製造業	-0.018* (0.010)	-0.015 (0.011)	-0.017 (0.011)	-0.017 (0.011)
建設業	-0.017 (0.015)	-0.013 (0.015)	-0.012 (0.015)	-0.012 (0.015)
商社	-0.048** (0.014)	-0.045** (0.014)	-0.052** (0.014)	-0.046** (0.014)
小売業	0.000 (0.017)	0.003 (0.018)	-0.001 (0.018)	-0.001 (0.018)
運輸・倉庫	-0.022 (0.017)	-0.022 (0.017)	-0.024 (0.017)	-0.021 (0.017)
通信	0.023 (0.020)	0.022 (0.021)	0.015 (0.022)	0.004 (0.023)
電力・ガス	-0.020 (0.022)	-0.020 (0.022)	-0.025 (0.022)	-0.011 (0.022)
定数項	0.225** (0.043)	0.229** (0.044)	0.230** (0.043)	0.213** (0.044)
adj.R2	0.138	0.125	0.095	0.130
観測数	259	252	256	248

(注) 括弧内は標準誤差。業種ダミーのベースはその他非製造業。  
\*\*は5%有意、\*は10%有意。

出典：AI 経済検討会（第5回）日本経済研究センター 田原健吾主任研究員発表資料

また、AI など新たな技術においては、ユーザーからの期待が、資金を集め、サービスや市場を発展させる要因の一つとなるため、売上高や利益といった企業の業績だけではなく、企業価値<sup>17</sup>（時価総額（market cap））に注目することも重要となる。直近の期末時価総額/純資産と2016年時点でのAI、IoTの導入状況との関係を分析（回帰分析）したところ、AIの導入は企業価値の上昇に対しても有意にプラスであるとの結果が得られた（図表11）。因果関係までは言えないものの、AIを導入している企業は市場からの期待（企業価値）も高いという傾向は観察できる。

<sup>17</sup> 企業価値は、GDP等のマクロ経済指標では捕捉されない無形資産投資や将来への期待を幅広く評価している可能性があり、将来の付加価値増大を測る指標として積極的に活用すべきとの考え方がある。

図表 11：AI 導入と時価総額との関係（分析例）

	企業価値(時価総額/純資産)			
	係数	標準誤差	係数	標準誤差
定数項	1.978 ***	0.219	2.185 ***	0.239
AI	1.086 ***	0.289		
IoT			-0.210	0.221
自己資本	-1.633	1.046	-1.065	1.066
建設業	-1.392 ***	0.417	-1.156 ***	0.433
製造業	-1.341 ***	0.273	-1.250 ***	0.281
商社	-1.577 ***	0.384	-1.669 ***	0.393
小売業	-0.312	0.494	-0.307	0.507
運輸	-1.436 ***	0.470	-1.406 ***	0.484
通信	-1.009 *	0.608	-0.758	0.623
電力ガス	-1.549 **	0.604	-1.607 **	0.630

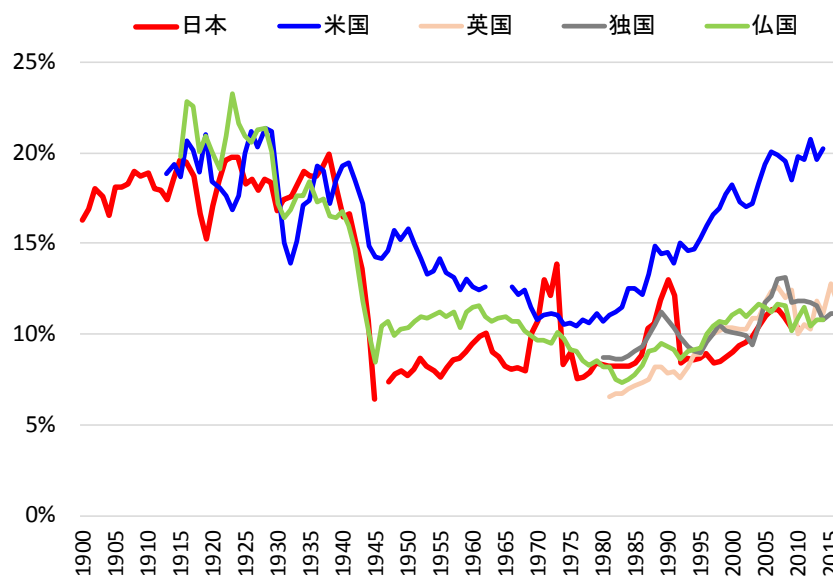
(注) 自己資本は係数、標準誤差ともに $10^5$ 表記している  
 \*\*\*は1%有意、\*\*は5%有意、\*は10%有意。□

出典：総務省・ICR・JCER「AI・IoTの取組みに関する調査」（回答 293 社）等を元に推計

## 2.4 AI 投資・データ集積と格差問題

AI 投資の進展やそれに伴うデータ集積は、それらを活用する主体とそうでない主体の間における格差拡大を加速する可能性がある。3.1 で述べるように、急速な技術進歩の下で、AI による労働への代替圧力が高まれば、社会を技術に対応できる少数と対応できない大多数に分断する懸念が指摘される。また、データ集積を活かしたビジネスモデルでは、今までにない「勝者総取り」という結果を常態化し、限られた富裕層のみが累積的に豊かになる可能性も指摘される（図表 12）。今後、格差問題についても、技術進歩との関係において十分注視していく必要がある。

図表 12：所得上位 1%の所得シェアの推移



出典：World Inequality Database (WID) を元に作成

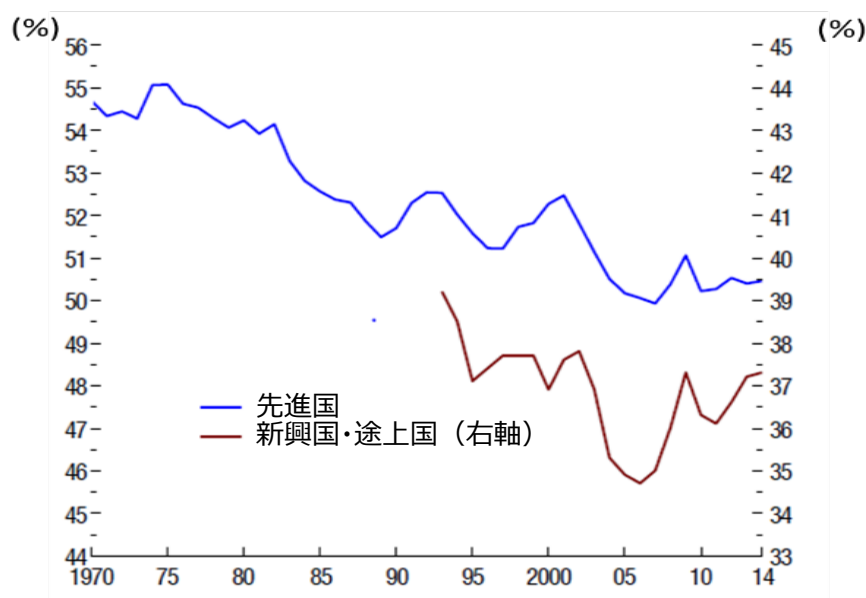


## 2.5 AI 投資統計の考え方

データは、インターネット上のデータ（以下「ネット・データ」という。）、製造現場等の現場業務に則したデータ（以下「リアル・データ」という。）等からなる。ネット・データは、様々な主体がデジタルデータとして多種多様なものを入手し、社会的・経済的活動に活用することが可能であり、また、リアル・データは当該現場業務を有する企業等が IoT 等の新たな技術を導入することで広く収集し、企業活動に活用することができる。そして、これらがビッグデータを形成し、AI により分析されることで、新たな価値を生み出す源泉となることから、データは「新たな資産」と位置づけられるべきとの指摘がある。AI 投資については、少なくとも当面は ICT 投資に含まれるものとして把握することが適当であると考えられるが、AI 投資統計においては、有形資産としてのハードウェアや無形資産としてのソフトウェアといった既存の生産要素に加え、無形資産としてのデータを生産要素の一つとして位置付け、その生産性向上への影響を計測するという考え方には意義があると考えられる。そのためには、データについて、適切な価値の評価を行った上で、多面的かつ継続的に計測することが必要となる。

生産要素への分配の現状をみると、日本を含む先進国の労働分配率（企業において生産された付加価値全体のうちの、労働者に還元されている割合）は長期に低下傾向（その反面として、資本分配率は長期に増加傾向）にあり、資本家と労働者の格差が拡大していることが示唆される（図表 13、14）<sup>18</sup>。この点、一部の海外企業のプラットフォームが世界各国で利用され、大量のネット・データがそれらの企業に集積し、利益を上げている状況を踏まえると、無形資産としてのデータへの（国境を越えた）分配率の増加と、その反面としての労働分配率の低下があるのではないかという考え方に着目することも重要である。

図表 13：各国の労働分配率の推移

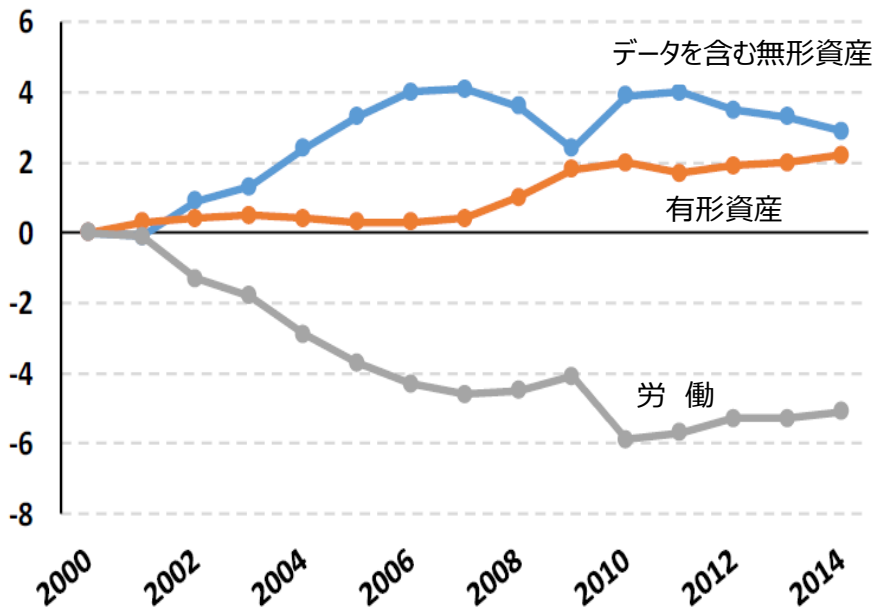


出典：M. C. Dao, et al. (2017). Why Is Labor Receiving a Smaller Share of Global Income? Theory and Empirical Evidence. IMF Working Paper WP/17/169

<sup>18</sup> 有形資産の定義は 2008 SNA (The System of National Accounts 2008) に基づく。図表中の無形資産の分配率は、1 から労働分配率及び有形資産分配率を除いた値を表す。



図表 14：無形資産・有形資産・労働の分配率（累積変化幅）



出典：Chen, Los & Timmer (2018) Factor Incomes in Global Value Chains: The Role of Intangibles, NBER Working Paper 25242.

そのような意味で、データの生産性向上への影響の計測は、格差問題を考える上でも重要な切り口となり得ると考えられる。今後、さらに、こうした文脈で、データのオーナーシップ<sup>19</sup>のあり方、生産要素たるデータへの正当な報酬（データの提供者等への正当な報酬）のあり方等についても議論を深めていく必要がある。

## 2.6 GDP 統計の計測上の課題

GDP 等の国民経済計算には、データ等の無形資産の一部が投資ではなく、部品等が分類される中間財として位置付けられていることや、クラウドサービス利用の扱いを巡る議論など、デジタル経済における計測上の課題があることにも留意が必要である。また、インターネット上では無料で利用できるサービスが数多くあり、それらのサービスを利用することによって得られる効果を GDP 以外の量的指標（消費者余剰等）や質的指標（幸福度や満足度等）で捉えるべきとの考え方も存在する。

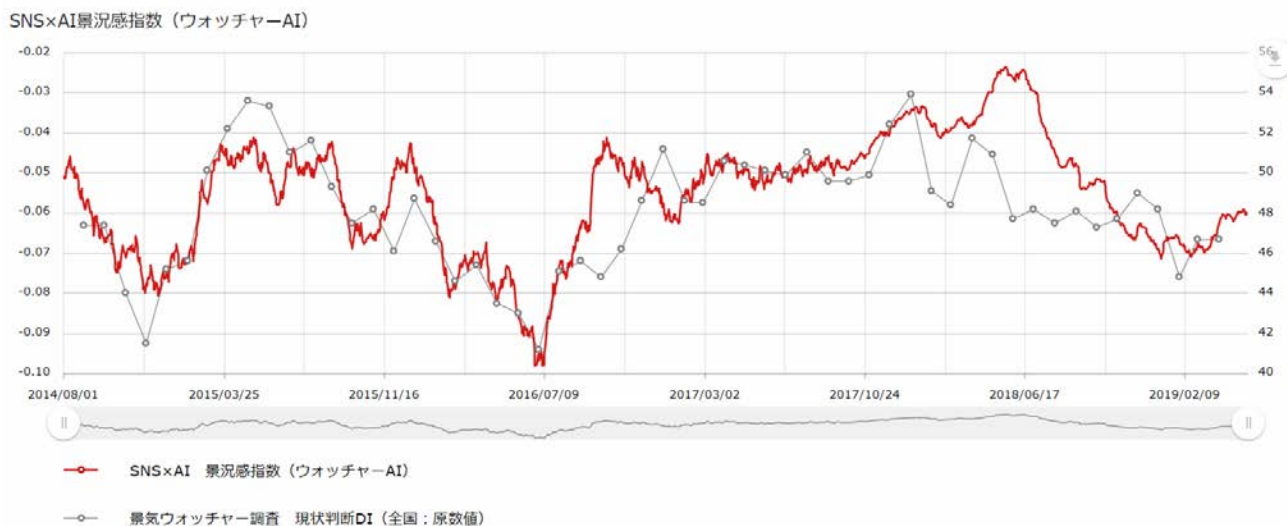
## 2.7 経済分析の新たな可能性

今後、AI 等の進展により経済社会の不確実性や複雑性がさらに増大することも考えられるが、これまで経済学における分析ではあまり使われてこなかったビッグデータの活用やAIの有する予測可能性等によって経済学の研究・分析方法自体が変化し、こうした状況に精緻に対応していくことも期待される。例えば、従来の統計調査手法では捉えることが難しかった“日次”の景況感を推測することも可能になると期待される（図表 15）。また、AI を活用した経済指標予測モデルによって複数の経済指標を一括で

<sup>19</sup> データのオーナーシップのあり方については、データポータビリティに関する議論が参考になると考えられる。

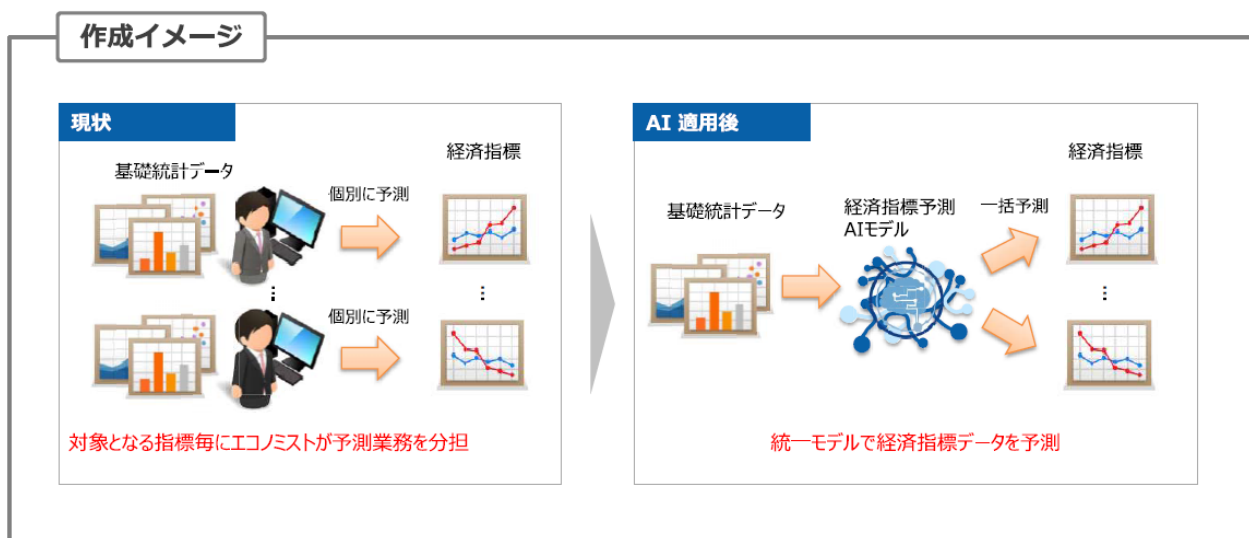
予測することが可能になり、客観的かつ統一的な分析の実現や、これまで個別に行っていた予測業務の効率化が図られることも期待される（図表 16）<sup>20</sup>。このようなマクロの経済分析のほかに、個別企業に着目した分析においても、ビッグデータやAI関連技術を活用した企業分析ツールの活用が広まっている。

図表 15 : SNS データと AI を活用した経済指標予測



出典：野村證券 金融工学研究センター

図表 16 : AI を活用した経済指標予測



出典：大和総研「AI を活用した経済指標予測の公表について」

<sup>20</sup> ただし、非連続な発展等をも含む長期の予測までは困難であると考えられる。

### 3. AI 経済を支える産業基盤（労働・研究開発）のあり方

#### 3.1 AI 経済における雇用変容

ICT の進展によって定型的な業務の一部が代替されたように、AI の技術進歩によってさらなる雇用が代替されるという研究結果が多く発表されている。代替される割合は研究結果によって差がある<sup>21</sup>ものの、人間ならではの創造性や抽象的な概念の理解、協調性が必ずしも必要ないような職業や業務が AI に代替される可能性が高いとされている（図表 17）。

図表 17：AI の雇用への影響

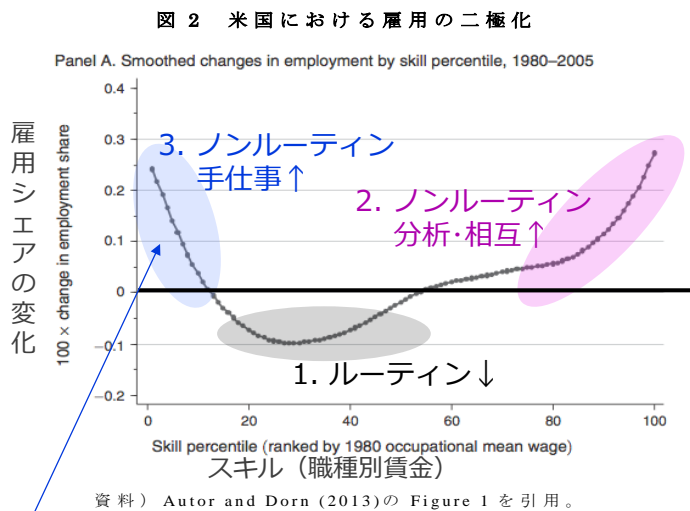
調査研究名	主な結果 (雇用への影響)	AIによって代替される 可能性が高い職業	AIによって代替される 可能性が低い職業	その他
Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2013) 「The future of employment: how susceptible are jobs to computerization?」	• 米国において今後10～20年以内に労働人口の47%が機械に代替されるリスクが70%以上	• 「認識・操作性」「創造的知性」「社会的知性」と結びつきが弱い職業 (例) 運輸・輸送、事務、生産工程、サービス、営業、建設	• 「認識・操作性」「創造的知性」「社会的知性」と結びつきが強い職業 (例) 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	• 代替性可能性と賃金、教育には負の相関がある
野村総合研究所 (2015) 「日本の労働人口の49%が人工知能やロボット等で代替可能に」	• 日本において今後10～20年以内に労働人口の49%が機械に代替されるリスクが66%以上	• 必ずしも特別な知識・スキルが求められない職業 • データの分析や秩序的・体系的な操作が求められる職業	• 抽象的な概念を整理・創出するための知識が要求される職業 • 他者との協調や他者の理解、説得、ネゴシエーション、サービス志向性が求められる職業	• Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2013) と同様の手法による分析
三菱UFJリサーチ&コンサルティング (厚生労働省委託事業) (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」	• AI等による省力化効果が人手不足を上回れば、失業が生じる可能性がある。	• AI等を効率・生産性向上の目的で活用しようという企業の割合が高い部門 (例) 総務、人事、生産、調達・仕入	• 人が直接対応することが質・価値の向上につながるサービスに係る仕事	• AI等による業務や役割の変化への対応（能力開発機会の提供等）が必要 • AI等を新しい価値の創出につなげる人材の確保・育成に向けた対応が必要
Arntz, M., Gregory, T., & Zierahn, U. (2016) 「The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis」 ※OECDのワーキングペーパー	• OECD加盟国 (21ヶ国) の職業の自動化可能性を推計した場合、自動化可能性が70%を超える職業は平均9%	• 教育水準や所得水準が低い労働者の仕事	—	• Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2013) が職業ベースで分析しているのに対して、タスク（作業）ベースで分析
Ljubica Nedelkoska, Glenda Quintini (2018) 「Automation, skills use and training」 ※OECDのワーキングペーパー	• OECD加盟国 (32ヶ国) の職業の自動化可能性を推計した場合、自動化可能性が70%を超える職業は14% • 残りの内、32%は自動化により仕事の内容が大きく変化するため、再教育が必要	• 基礎レベルの教育のみを必要とする職業 (例) 製造業、農業、郵便業、輸送業、食品サービス業	• 専門的な訓練や高等教育を必要とする職業	• 分析対象をArntz, M., Gregory, T., & Zierahn, U. (2016) よりも拡大して分析している

出典：公開資料等より作成

これまでの ICT 化による影響を振り返ると、技術失業が、主に単純作業・事務といった「ルーティンタスク」について生じ、サービス・肉体労働といった「ノンルーティン手仕事」がその「受け皿」となってきたという見方がある（図表 18）。これらの「ノンルーティン手仕事」は低賃金であることが多く、業務によっては、ICT によって代替するよりも雇用した方が安価だったことも「受け皿」となってきた要因の一つとして考えられる。今後、AI やロボティクスが進展するとともに、それに併せて、現状でも十分低水準にあるとみられる資本財の価格がさらに低下すれば、「ノンルーティン手仕事」に対する代替圧力がさらに高まり、「受け皿」としての機能が低下する可能性があるという見方がある。そうした場合には、雇用者の配置転換やそのための再教育の必要性が高まると考えられる。

<sup>21</sup> 初期の研究結果と比較した場合、直近の研究結果においては、タスク（作業）を基に分析を行うことで、代替される可能性が高い職業の割合は相対的に低いものとなっている。

図表 18：これまでの雇用の変容（米国）



<増加したタスク>

2. ノンルーティン分析・相互  
～ 専門・知的労働、高賃金

3. ノンルーティン手仕事  
～ サービス・肉体労働、低賃金

<減少したタスク>

1. ルーティン  
～ 単純作業・事務、中賃金

### ※ ルーティンタスクの「受け皿」

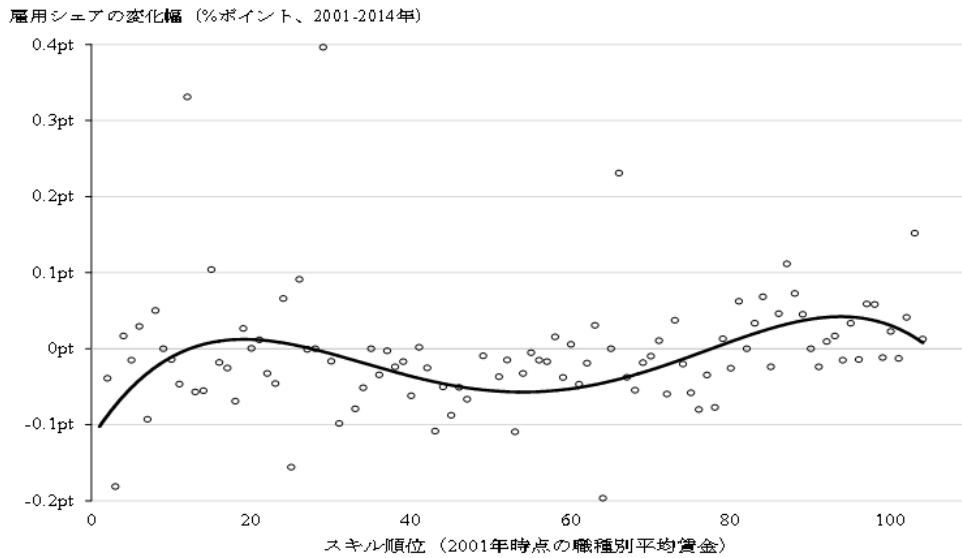
出典：AI 経済検討会（第 3 回）山本勲構成員発表資料

他方、AI によって新たな雇用が創出される可能性もある。短期的には AI に関する研究や開発、製造、導入、普及に係るエンジニア、データサイエンティスト、コンサルタント等であり、中長期的には経済成長に伴って増加する雇用や AI によって新たに生み出されたサービスに係る雇用である。後者の効果が顕在化するまでは、社会全体として技術失業による雇用喪失が大きな課題となる可能性があることに留意が必要である。

### 3.2 AI 経済における我が国の雇用慣行の有効性

日本の労働市場は、米国等でみられる職能別労働市場が定着せず、戦後の高度成長を支えた日本的雇用慣行（長期雇用、年功序列等）の下で正規雇用者に関する調整費用が高いこと、大企業では数年おきのローテーションが前提となるゼネラリスト養成が中心で新たな技術を導入して業務改革を行うインセンティブが十分に働かないこと等から、ICT を中心とした技術代替が大きくは進まなかった可能性がある（図表 19）。

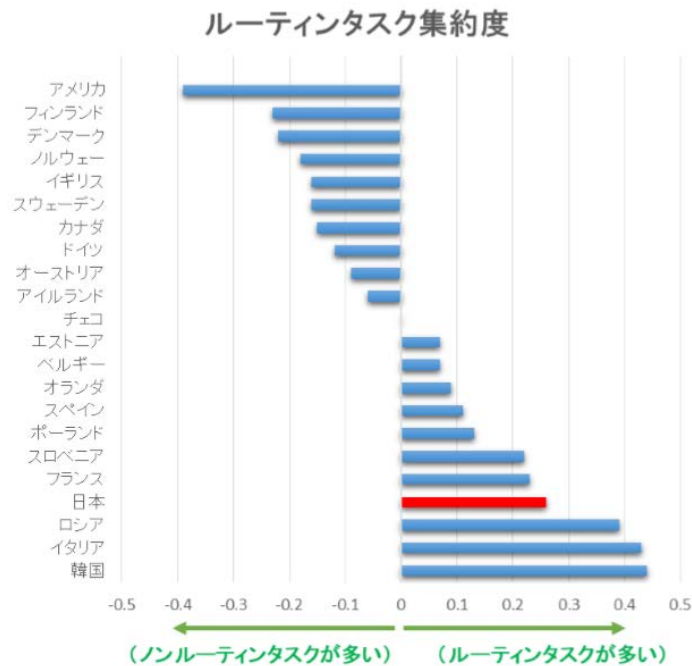
図表 19：これまでの雇用の変容（日本）



出典：AI 経済検討会（第3回）山本勲構成員発表資料

一方、ブルーカラーの雇用が多い製造現場を中心に、熟練した技術・ノウハウ等に基づく「摺り合わせ」や細部まできめ細かく作りこんだ生産システムに優位性があり、今後さらに自動化するには限りがあるところまで、徹底した自動化に取り組んできた歴史がある。そうしたことから、国際的に見れば、我が国は、特にホワイトカラーを中心に「ルーティンタスク」が比較的残っている状況にあるという見方がある（図表 20）。

図表 20：ルーティンタスク集約度の国際比較

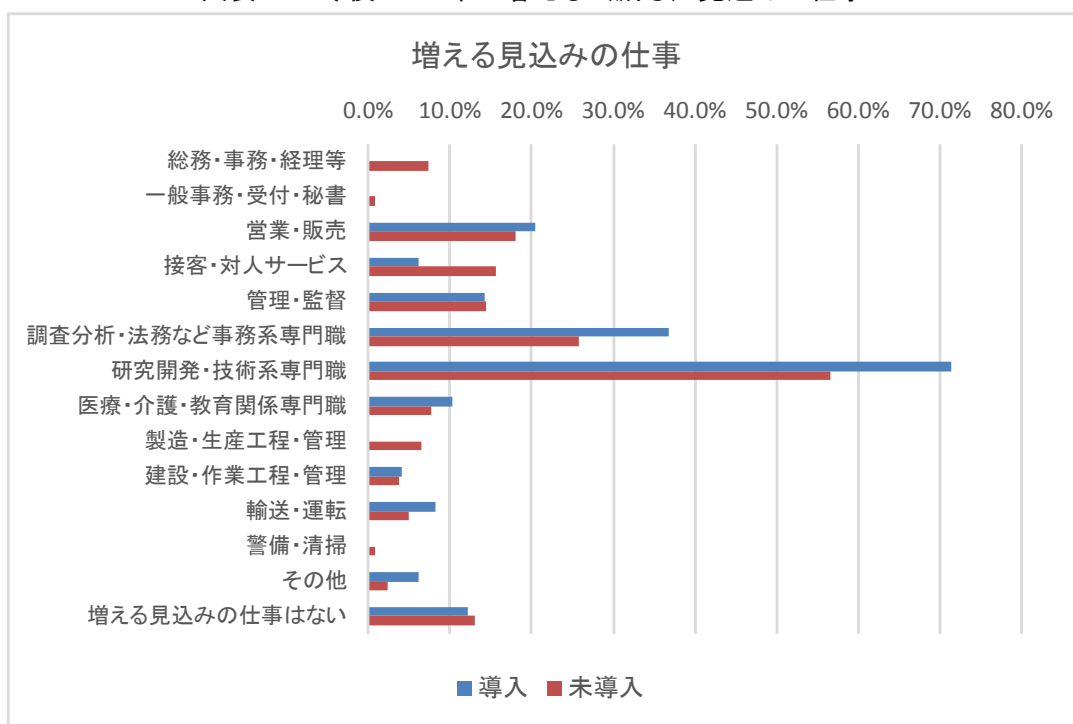


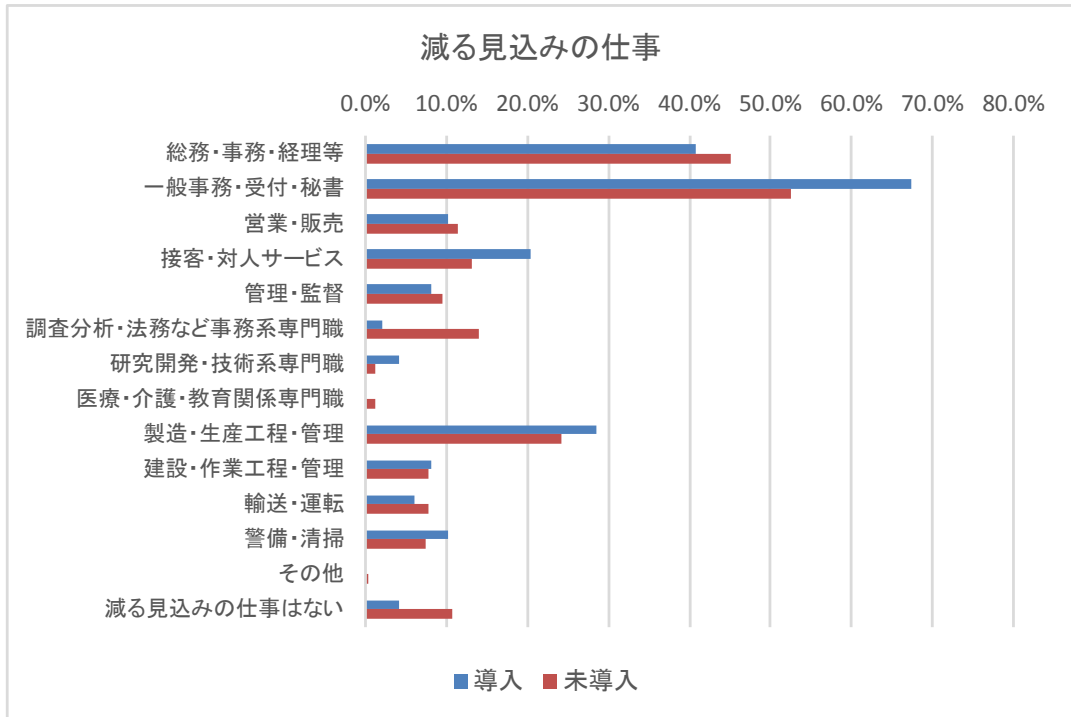
出典：AI 経済検討会（第3回）山本勲構成員発表資料

このようにルーティンタスクが比較的残っているため、AIの進展・普及によって、AIを含む資本財の価格が雇用に関する費用に比べて劇的に安くなり、これまで残っていたルーティンタスクも含めて技術代替が進むことで、その影響が他国よりも大きくなる可能性があることに留意が必要である。また、日本ではICTの代替の代わりに非正規雇用への代替が生じていた可能性があり、非正規雇用に関する調整費用が相対的に低いことを踏まえると、特に非正規雇用に対しAIの影響が甚大になる可能性にも留意が必要であり、新たなスキルを習得するための再教育が重要となる。

日本企業を対象としたアンケート調査を元に、AI等の導入が進展した場合、今後3年～5年を目途に業務量が増える(減る)見込みの仕事を、2016年時点におけるAIの導入/未導入別に比較したところ(図表21)、調査分析や研究開発系の仕事が増えるという回答割合はAIの導入/未導入に関わらず高く、AIを導入している企業でより高くなっている。AIを導入していない企業では、営業や接客サービスが増加するという回答割合も比較的高い。他方、減る見込みの仕事は、AIの導入/未導入に関わらず一般事務系が高くなっており、ホワイトカラーの業務の一部が代替されることが見込まれていることがうかがえる。

図表 21：今後3～5年で増える(減る)見込みの仕事





出典：総務省・ICR・JCER「AI・IoTの取組みに関する調査」（回答 293 社）

なお、仮に国内企業の AI による雇用代替が進まなかった場合、海外企業での代替が進む結果として、国内企業の競争力が低下して淘汰され、結果的に技術的失業が生じ、雇用が守られなくなる可能性があることにも留意が必要である。

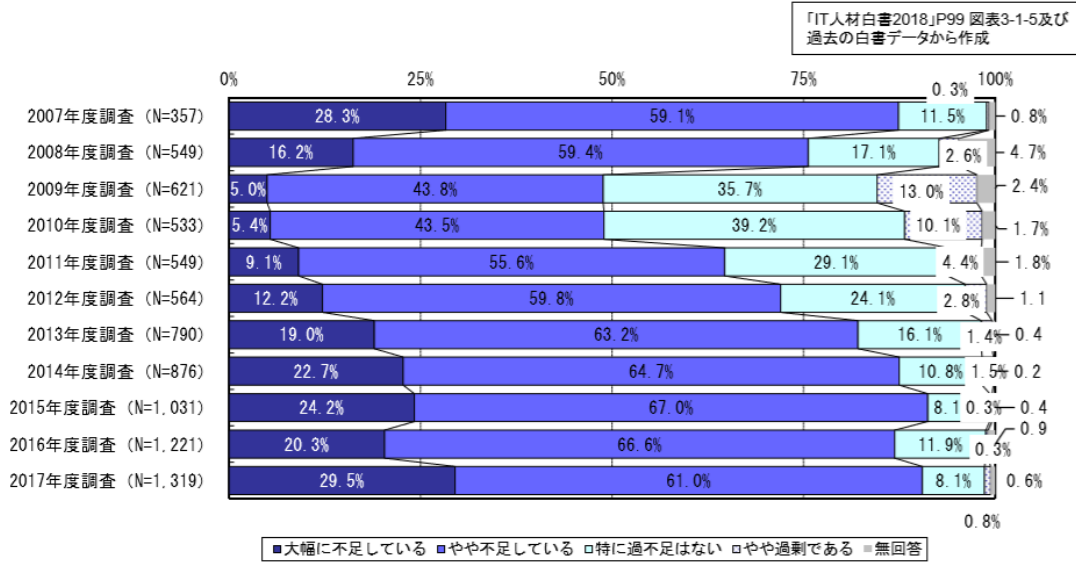
### 3.3 AI 経済における我が国の人材育成システムのあり方

我が国においては、AI/ICT 人材の量と質（技術力）がともに不足しているとみられる（図表 22、23）。特に量については、ICT 企業、ユーザー企業ともに人材の不足感が増している。現在の教育では、コンピュータ・サイエンスのドクターが決定的に不足していることに加え、プログラミングやデータの分析に関する一定のスキルを持つ人材、さらにはそうした人材でビジネスやマネタイズにも精通しうる人材等、十分な AI/ICT 人材を生み出せていないとみられる。さらに、優秀な人材の海外企業への流出なども生じている。

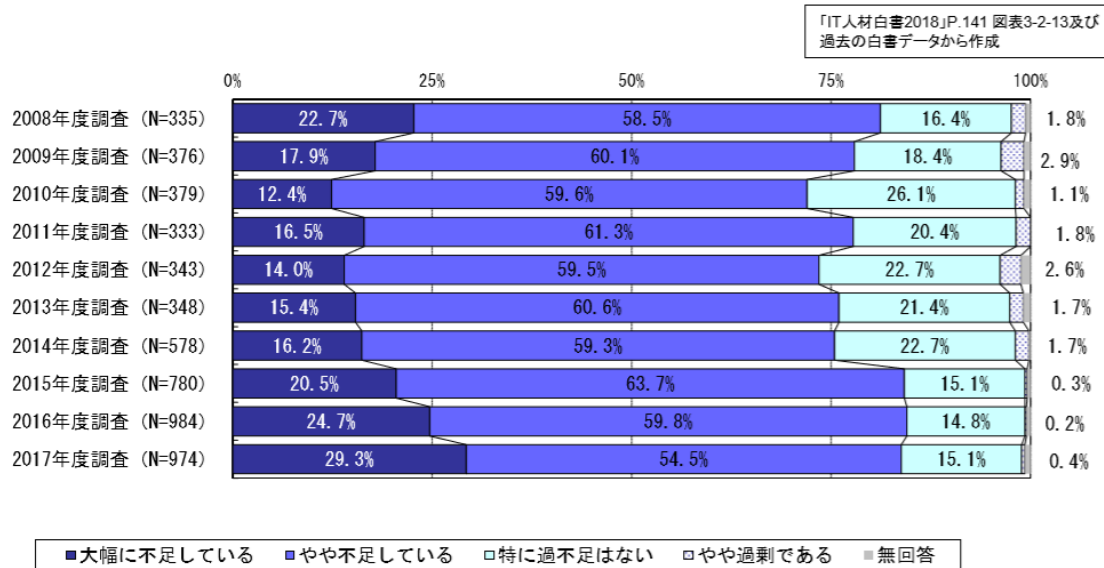


図表 22 : ICT 人材の不足感（量）

IT企業のIT人材の“量”に対する過不足感【過去11年の変化】



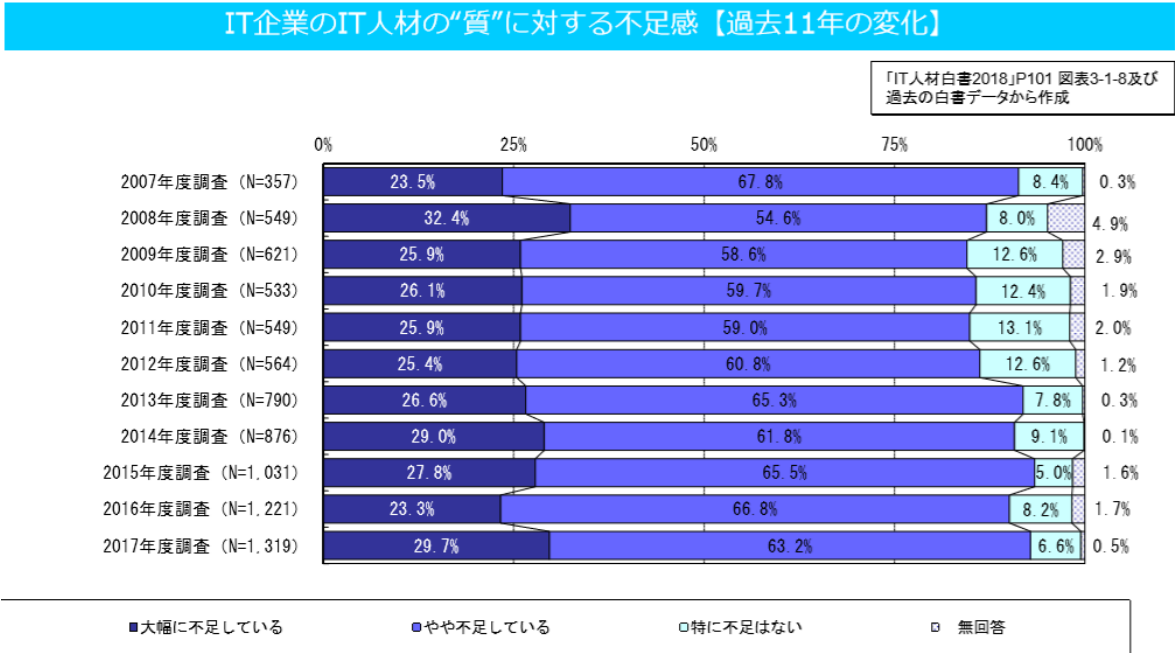
ユーザーのIT人材の“量”に対する過不足感【過去10年の変化】



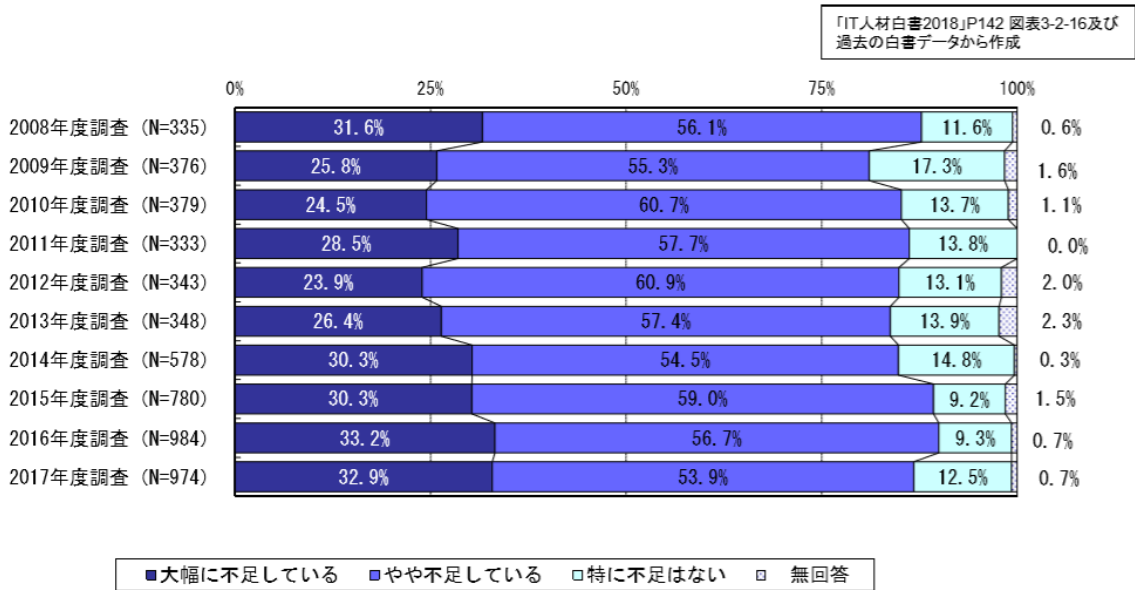
出典：情報処理推進機構「IT人材白書2018」



図表 23 : ICT 人材の不足感 (質)



**ユーザーのIT人材の“質”に対する不足感【過去10年の変化】**

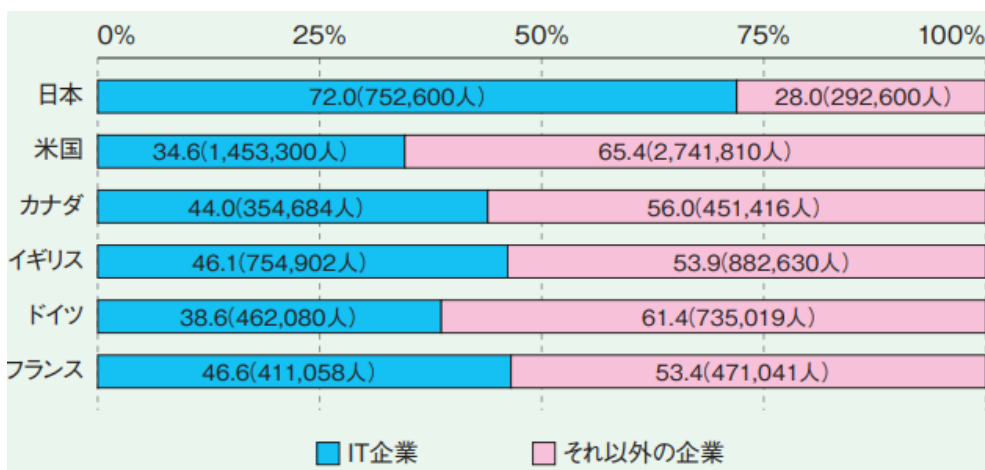


出典：情報処理推進機構「IT人材白書 2018」

今後、中長期的な観点から AI 人材を育成していくためには、AI やデータに関する分野について学び、スキルを身につけることの魅力を伝えつつ、初等教育から高等教育までの教育改革（教育の内容と場の在り方、優れた AI 教員の確保等を含む。）を進めていくことが重要である。具体的には、初等教育におけるプログラミング教育等の導入、大学における学部や学科の垣根を超えた AI 教育の促進、企業におけるリカレント教育の推進や AI 人材に対する待遇の改善など社会全体として取組を進めていく必要がある。

このように AI 人材の不足という制約がある中で、短期的には、国際競争力も意識しつつ、国全体としてどのように AI の導入を進めていくかという視点が重要となる。ユーザー企業において、現場業務の知識等を有する人材の AI スキルの向上を図ること、また、我が国では ICT 人材がユーザー企業ではなく ICT 企業に偏って存在しているという実態があることから（図表 24）、ICT 人材を ICT 企業からユーザー企業へシフトし、これらの人材の AI スキルの向上を図ること、さらには、AI に精通した高度人材の海外からの受入れや海外へのアウトソーシングの活用を図ることなどの方策を多角的に検討することが必要である。

図表 24 : ICT 人材の所属割合<sup>22</sup>



出典：情報処理推進機構「IT 人材白書 2017」

また、経営層についても、技術と事業をトータルで考慮して判断を行うことができる技術経営のスキルを向上させることが必要である。

以上のような観点から、今後、我が国において、企業における雇用・人材育成のシステムの再構築を図っていくことが必要である。

### 3.4 研究開発のあり方

我が国においては、産業的な課題をサイエンスとエンジニアリングにつなげて考える設計者の観点不足しており、事業を踏まえた基礎研究・応用研究・開発のリンクを図ることが重要である。

また、研究者の生産性向上への貢献に関しては、中堅・中小企業では研究者、博士号取得者の生産性向上への効果が高いという調査結果も存在する（図表 25）。同調査結果では、大企業においては生産性向上への効果が認められておらず、大企業においては、高レベル研究者の処遇や雇用慣行等に係る多様性を高めていくことや、一層の事業と研究開発のリンクを図る努力が不可避と考えられる。

<sup>22</sup> 2015 年値。ただし、カナダのみ 2014 年値。

図表 25：博士号取得者の生産性向上への貢献

	従業員数300人以上		従業員数300人未満	
	係数	p値	係数	p値
技術貿易	-4.45E-02	0.023 **	-1.15E-01	0.085 *
親子会社間技術輸入	1.67E-07	0.046 **	5.15E-05	0.005 ***
親子会社間技術輸出	-2.40E-08	0.076 *	-2.43E-07	0.929
親子会社間以外技術輸入	-7.20E-08	0.118	-6.29E-06	0.048 **
親子会社間以外技術輸出	9.11E-08	0.004 ***	2.14E-05	0.000 ***
社内で研究実施	-1.56E-01	0.000 ***	-5.82E-01	0.000 ***
社外でのみ研究実施	-4.69E-02	0.542	3.33E-01	0.049 **
研究者	-4.40E-05	0.020 **	2.18E-03	0.020 **
研究補助者	2.54E-04	0.010 **	3.41E-03	0.375
技能者	-2.20E-04	0.016 **	-3.67E-03	0.339
研究者のうち博士取得者	-7.83E-04	0.006 ***	1.73E-02	0.089 *
社内研究費	4.85E-08	0.000 ***	2.04E-07	0.685
社外受入研究費	5.26E-08	0.029 **	3.98E-06	0.005 ***
社外支出研究費	2.37E-08	0.052 *	2.47E-07	0.632
	15,193社		4,969社	

(注) \*\*\*は1%、\*\*は5%、\*は10%水準で統計的に有意であることを示す。

出典：日本経済研究センター「高度人材の活用、中小企業が有効、採用・処遇慣行などの改革を」(2018年6月)

また、今後は、大企業における研究開発に依存するのではなく、スタートアップ企業における研究開発を中心に考えるという視点も重要である。スタートアップ企業を主体とした研究開発体制の構築を積極的に進め、大企業を含む他の企業は、「自前主義」から脱却しながら、このようなスタートアップ企業とのオープンイノベーションを通じてAIを実装していくというアプローチが一つの重要な方向性となる。

さらに、2.2で述べたとおり、これまでのようにICT企業(SIer)に大きく依存したAIの開発ではなく、ユーザー企業自らが主導する形で開発を進めていくことも重要となる。その際は、PoC (Proof of Concept、概念実証：新しいビジネスモデルや事業アイデアの実証を目的とした試行)におけるトライアル・アンド・エラーの許容や、アジャイル型開発<sup>23</sup>などAIの特性に合わせた開発をしていくことや、既存のシステムからの切替えに当たり、従来実現していた機能を取捨選択することを許容することが重要となる。

## 4. AIの利用を巡る日本企業の国際競争力

### 4.1 日本企業の抱える課題

AIの開発・利用が進展する中、産業のエコシステムにおいて、データは重要な位置を占める。

日本企業には、

- (a) ネット・データの量が不足している
- (b) データの処理ができない

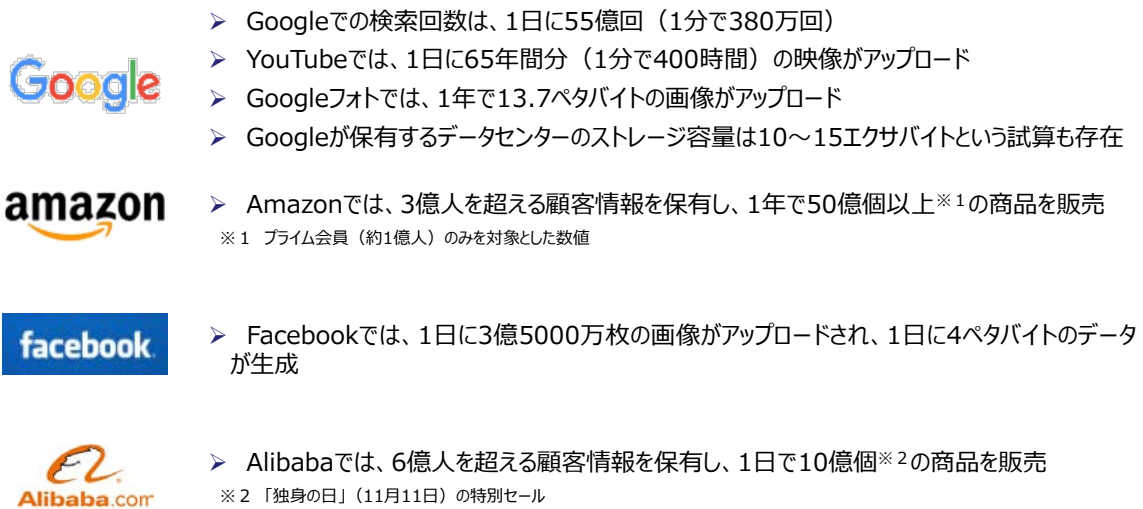
<sup>23</sup> AIの開発においては、従来のソフトウェア開発で多く用いられたウォーターフォール型の開発(開発工程を「要求定義」「設計」「開発(プログラミング)」「テスト」「運用」など時系列に分割し、原則として前工程が完了しないと次工程に進まない開発方法)ではなく、試行錯誤を繰り返しながら完成を目指すアジャイル型の開発(開発対象を複数の機能に分割し、1つの反復で1つの機能を開発し、各反復が終了するごとに、機能追加された新しいソフトウェアをリリースする開発方法)が適していると考えられる。

(c) データを活用できる人材がいない

という課題が相互に関連し合っていると考えられる。

(a)のネット・データについては、主として国内を中心としたサービスを展開する日本企業に比べ、グローバル規模でサービスを展開している一部の海外企業が圧倒的に大量のネット・データを保有している（図表 26）。その代表例とされるのが、米国の GAF A（Google、Amazon、Facebook、Apple）や中国の BAT（Baidu、Alibaba、Tencent）であり、サービス利用者から膨大な量のデータを収集し、蓄積・活用しながら、グローバルなプラットフォーム・ビジネスを展開している。

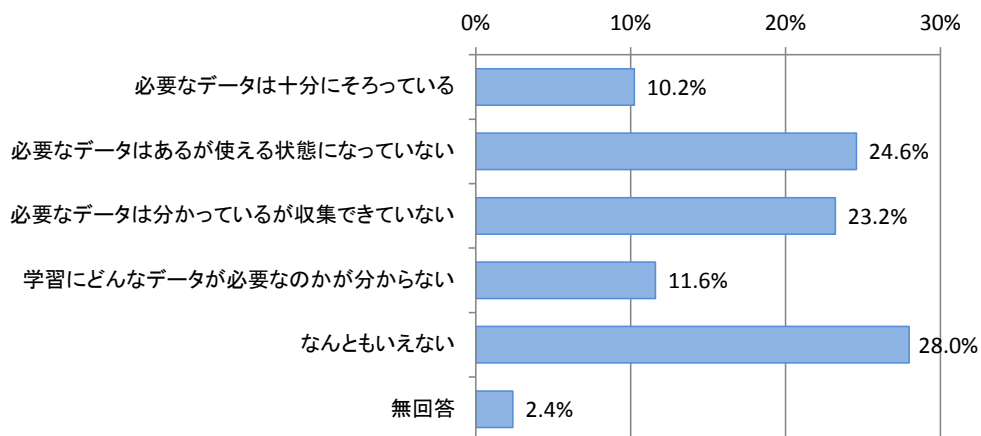
図表 26：海外のデジタル・プラットフォーマーの保有するデータの状況



出典：公開資料等より作成

(b)のデータ処理については、日本企業を対象としたアンケート調査によると、AI 活用に必要なデータが十分にそろっているという企業は 1 割程度にとどまっており、データはあるものの使える状態になっていなかったり、データの収集ができていないという状況にあることがうかがえる（図表 27）。

図表 27：AI 活用に必要なデータの収集状況



出典：総務省・ICR・JCER「AI・IoTの取組みに関する調査」（回答 293 社）

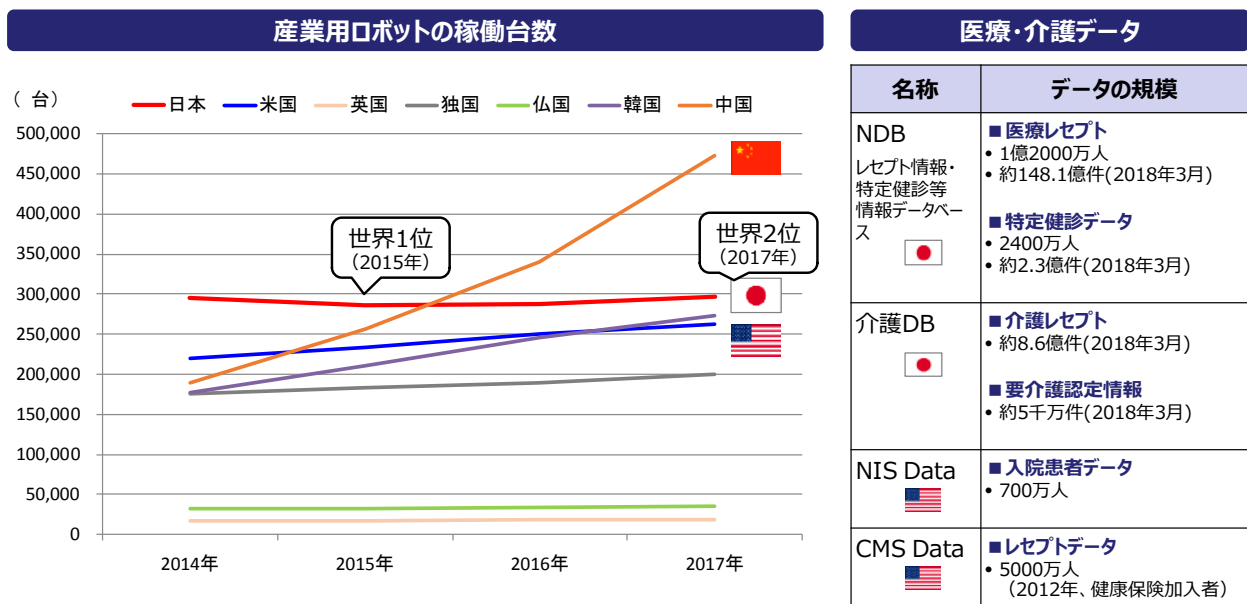
## 4.2 日本企業に求められる対応

データに関する上記課題に関して、日本企業にはどのような対応が求められるだろうか。

(a)のネット・データについては、そもそも社内でどのようなデータがどの程度収集されているか、又は収集可能であるかを十分に把握出来ていないケースも多いと考えられる。そのため、経営層等においてデータの把握を行った上で、有効なデータ戦略を構築することが最も重要である。その上で、(ア)IoT等の新技術を活かして現場業務に則したリアル・データを最大限収集し、効果的に活用すること、(イ)各社の戦略や公共性に応じてデータをオープン化・連携することで量を補完すること<sup>24</sup>、(ウ)中長期の方向性として（直接的な教師データが不要な）教師なし学習や強化学習に力点を置くこと、などの方策が考えられる。

(ア)のリアル・データについては、製造現場や医療・ヘルスケア分野を中心に、政府がこれらデータを適切に活用できる環境を整備しつつ、日本が強みを活かしながらデータを収集・蓄積・活用していくことで、日本が主導的な立場を確保することが期待される（図表 28）<sup>25</sup>。

図表 28：リアル・データに関する日本の状況



出典：日本ロボット工業会「世界の産業用ロボット稼働台数推定」、厚生労働省「第74回社会保障審議会介護保険部会資料」、松居宏樹「医療ビッグデータ利用の現状と課題」を元に作成

(イ)のデータのオープン化・連携については、例えば、一般社団法人 AI データ活用コンソーシアムや民間企業を中心とした取組（ヤフー「データフォレスト構想」、セブン&アイ「データラボ」）において、企業・業種を超えた多様なデータ共有により、社会課題の解決やイノベーションの創出を目指す取組が進

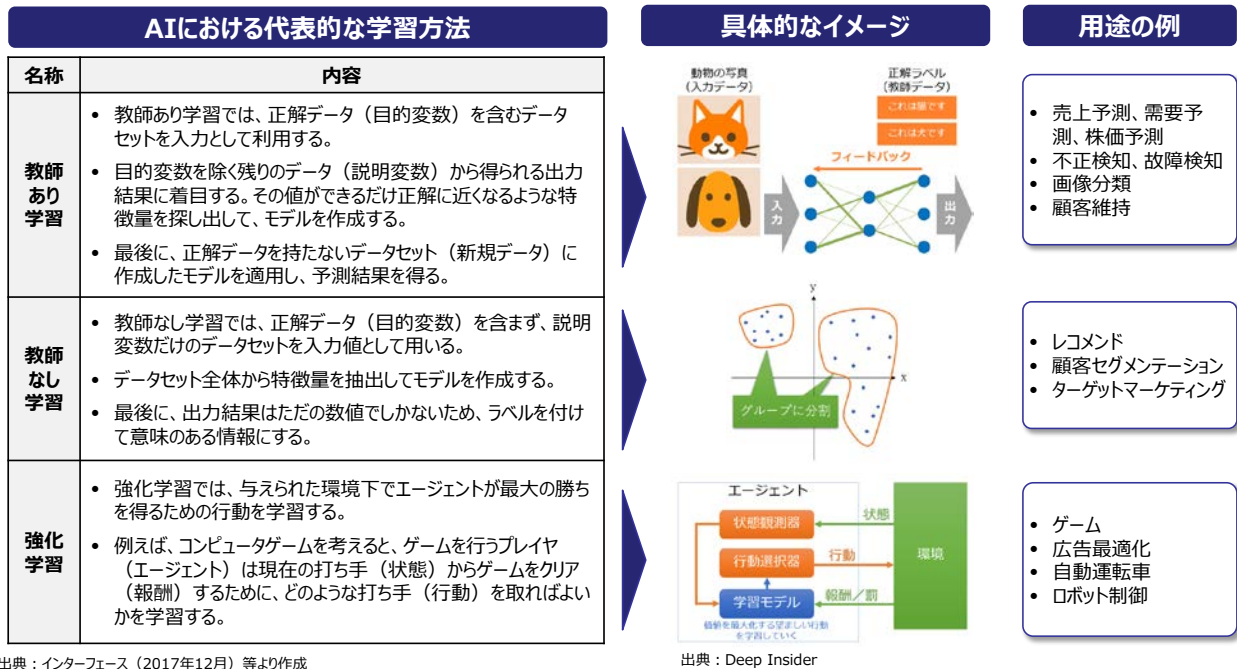
<sup>24</sup> 自社の競争力の源泉となるためオープン化することが適切ではないデータと、オープン化することにより価値を高めることとなるデータの双方が存在することに留意が必要である。

<sup>25</sup> ネット・データを大量に収集・活用するデジタル・プラットフォーマーがリアル・ビジネスに進出していること等を踏まえると、ネット・データとリアル・データは必ずしも単純な二分的に捉えられるものではないことに留意が必要である。

められている。

(ウ)の AI のモデルを作成する際の学習方法については、大別して「教師あり学習」、「教師なし学習」、「強化学習」の3つがあり、それぞれに適した用途<sup>26</sup>がある（図表 29）。

図表 29 : AI における学習方法と用途



出典：インターフェース（2017年12月）等より作成

出典：Deep Insider

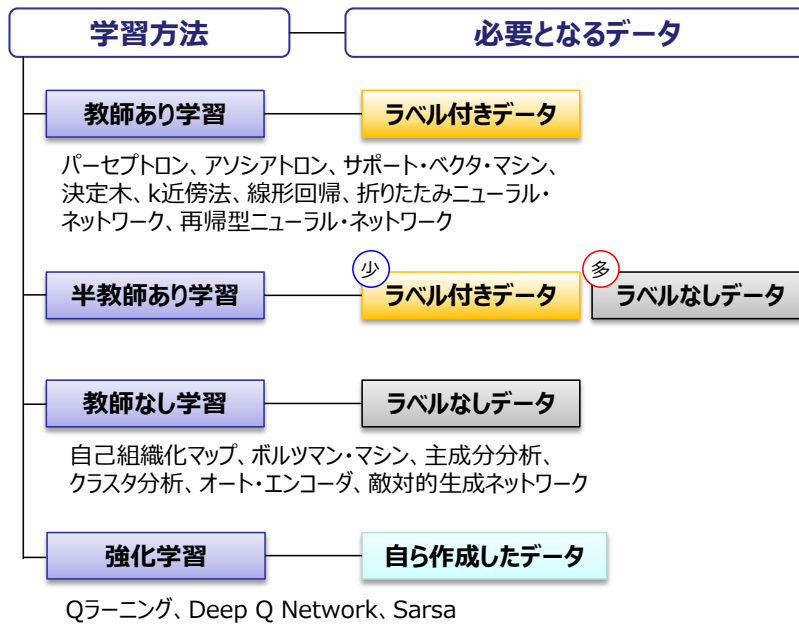
出典：インターフェース（2017年12月）、Deep Insider 等より作成

「教師あり学習」においてはラベル付きデータが必要である等、各学習方法で必要となるデータの質・量は異なる（図表 30）が、学習用データは、オリジナルのデータに対して、ノイズ除去等のクレンジングを行うことによって、「ラベルなしデータ」を作成し、そこにラベル（正解データ）を付与することによって「ラベル付きデータ」を作成するという工程が必要になる。これらの工程は AI の精度を向上させるためには重要な工程であるものの、多くの時間を要することから、それを回避するためには、（正解データの付与が不要な）教師なし学習や強化学習に力点を置くという方向性を模索することが考えられる。

<sup>26</sup>必ずしも単一の学習方法を用いる必要はなく、複数の学習方法を組み合わせて学習させることもある。



図表 30：各学習方法において必要となるデータ



出典：公開資料等より作成

(b)のデータ処理については、「データはあっても学習用に使えない」というケースと「データをどのように処理すべきか分からない」というケースが考えられる。前者のケースでは、デジタル化されていなかったり、データ項目に不足があったり、定義が不明だったりという事態が想定され、新たに収集するデータについては、可能な限り学習用に使える（加工が不要な）形としていくことが必要となる。(b)の後者のケースや、(c)のデータ人材への対応については、3.3の取組（人材育成）を進めていくことが重要である。

以上は、主にユーザー企業を中心に取り組むこととなるが、ICT企業（SIer）としては、各産業の現場業務の知識等を蓄積した上で、コンサルタントとしての役割や、ユーザー企業におけるICT人材の不足を補完する役割を強化していくことが重要である。

## 5. AI 経済に関する基本的政策や戦略のあり方

### 5.1 基本的政策や戦略の考え方

デジタル・トランスフォーメーションが進む中で、産業の構造が再構築されている今を、日本にとってのチャンスと捉えるべきである。また、AI投資の促進やデータの活用は、各企業や産業が成長によりパイを拡大すること（海外展開の促進を含む。）を通じ、持続可能な経済成長・生産性向上を支えるものであるとともに、政府はルール整備等を通じてその環境整備を行う役割が求められていることを強く認識すべきである。

政府においては、次の点を重視し、これらを促す政策を進めていくことが重要である。

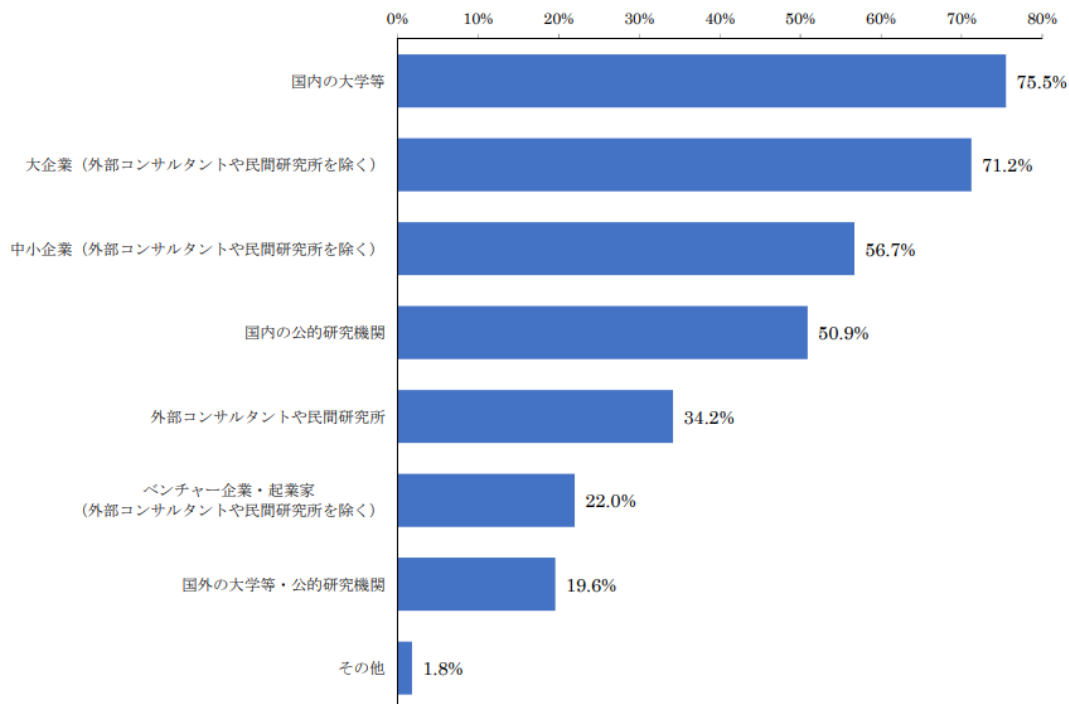
(a) ユーザー企業による自社開発

AI 導入は、企業の高度な経営判断と密接な関わりがあり、かつ、企業内部の詳細な情報や事情を取り扱うこと、AI 導入後は、評価やアルゴリズムの再調整など運用面において継続的な対応が必要であり、また、システムの更新サイクルの短期化に対応し柔軟で迅速な対応が求められること等から、AI サービスを提供する企業が開発を行うだけでなく、クラウド等の基盤を活用したユーザー企業による自社開発も重要となる。

(b) 研究開発を行うスタートアップ企業とのオープンイノベーション

ニーズの多様化や技術の高度化、グローバル化の進展等に伴い、従前からの「自前主義」から脱却し、特定の技術に専門性を有する企業や柔軟な発想をもった起業家等とのオープンイノベーションを実現していく必要性が高まる。大企業同士の連携だけではなく、中小企業やベンチャー企業との連携を含めたオープンイノベーションを目指すことが重要となる。

図表 31：研究開発の促進を目的とした他組織との連携割合



出典：文部科学省 科学技術・学術政策研究所「民間企業の研究活動に関する調査報告 2017」

(c) アジャイル型開発

消費者の好みやニーズの変化に伴って取り扱うデータが目まぐるしく変化することから、開発段階のサービスを市場に投入・利用しながら逐次改善を行うというプロセスが重要となる。また、AI の開発においてはデータが重要であるものの、データが十分蓄積されていない場合には、まず開発段階のサービスを提供し、試行錯誤を繰り返す過程においてデータの収集、改善を図るという考え方も必要となる。



(d) IoT の推進によるリアル・データの確保

IoT 等の新技術によるリアル・データの収集については、まだ各国が取組に着手したばかりであり、製造現場や医療・ヘルスケア分野を中心に、日本が強みを活かしながらデータの収集等を進めることで、世界的に主導的な立場を確保することが期待される。今後、各企業における IoT 等の新技術の導入を促進することで、AI によるリアル・データの活用を推進することが重要である

(e) データ量の補完

各企業が保有するデータの量・種類に限りがあるという日本の現状に鑑み、政府においては公共データに関するオープンデータの取組を更に進めるとともに、各社の戦略や公共性に応じて、企業・業種を超えた多様なデータ共有を図ることで、社会的課題の解決とイノベーションの創出を目指すというアプローチも一つの方向性と考えられる。その際、社会全体としての価値の創出と個社の利益の確保の両立を図る方策を検討する必要がある。

(f) ユーザー企業の人材の AI スキル向上（内部人材、国内外の外部人材）

ユーザー企業による AI の開発の重要性の高まりに伴い、ユーザー企業において優れた人材を確保することが重要となる。そのため、内部人材の育成とともに、国内、海外の高度な外部人材の受入れや海外アウトソーシングの積極的な活用を進めるべきである。

(g) AI による雇用への影響に対応するための再教育

我が国では、ホワイトカラー中心にルーティンタスクが比較的多く残っているとされ、それも含めて AI による代替が進むことで、その影響が大きくなる可能性も指摘されることから、ルーティンタスク人材の余裕のある配置転換やそのための再教育が重要となる。

(h) ICT 企業のユーザー企業支援能力の向上

主として ICT システムの開発や納入を担ってきた ICT 企業は、これまで以上に各産業や各企業における現場業務の知識等を蓄積した上で AI の開発を進めるとともに、ユーザー企業における AI スキルの向上支援や ICT 人材の不足を補完する役割を強化していくことが重要となる。

## 5.2 特に留意すべき事項

(a) 日本の強みをどう活かすか

政策や戦略の検討に当たっては、米国や中国等をはじめとした海外との比較検討も重要であるが、既に大きく引き離されている分野で外国流のモデル（例：プラットフォーム・ビジネス、モジュール化による水平分業）によりキャッチアップを目指すだけでは限界があるとも考えられ、日本が蓄積してきた優位性を活かしながら AI を取り入れていくという視点も重視しながら、グローバル市場で通用する具体的方策を構想する必要がある。

例えば、日本の強みとされるヒトの技能・ノウハウ等によるきめ細かいサービス提供・製造工程を基礎とし、それに AI・IoT・3D プリンター等を有効に組み込むことができるようになれば、そのような基

盤のない海外企業による追従が困難で、かつグローバルな B2C 市場など裾野の広いボリュームゾーンで勝負できる「包括的な多品種少量生産・提供体制」を構築できるのではないかという期待もある。しかしながら、総じて言えば現時点では AI/ICT の進展と日本流のモデルの相性はよいとは言えず、中長期的な技術進歩や需要サイドの意識の変化（価格以外の要素へのこだわり）等の方向性にかかっていると考えられる。

#### (b) 中堅・中小企業等の高度化

AI の普及は、生産性に課題があるとされる中堅・中小企業等が飛躍するための貴重な機会と捉えるべきである。現状温存的な発想に陥ることなく、将来に向けた発展を志向した自主的な取組を促すことを通じて、日本経済全体の中において、中堅・中小企業等にどのような役割を求め、どのように有効に組み込んでいくかという視点を持つことが重要となる<sup>27</sup>。

#### (c) 政府の効率化

現状では政府自身のデジタル化に課題があることを認識した上で、政府自らの調達においてアジャイル型開発を取り入れていくとともに、AI の利用にあたって障害となる制度・仕組み等は見直していくという視点が重要である。

#### (d) インクルーシブな AI 経済社会実現のための環境整備

個人、企業、政府等の様々な主体や、産業基盤（労働・研究開発）等のそれぞれについて AI を活用するための準備を進め、社会全体として AI-Ready な状態となることを目指すことが重要である。また、データの利活用に関する社会的受容性の向上や、プライバシーやセキュリティに関する信頼を確保した上でデータの自由な流通（DFFT : Data Free Flow with Trust）の確保についても、環境整備として重要となる。

#### (e) データに関する国際的な議論の推進

AI 投資統計に関する 2.5 の考え方（「新たな資産」としてのデータの影響の計測等）や、AI の利用促進に資する観点からデータを積極的に活用する方策（データトラストの仕組み：「情報銀行」等）等について、G20 等をはじめとした国際的な議論の場を利用して積極的に問題提起し、専門的・技術的な課題等に対応するための国際的な議論を活性化させていくべきである。

#### (f) モニタリング

この報告書の取組の進捗や AI の利用の状況と、その経済的な効果については、総務省としてモニタリングしていくことが重要である。

---

<sup>27</sup> ドイツの industry 4.0 では、主要企業に個別に IoT などの先進技術を導入・活用するだけでは産業全体としての効果には限りがあることから、中堅・中小企業等に対しても大企業と連携できる形で導入・活用することを促している。同構想の主要なねらいの一つとして、製造業において大きな役割を果たす中堅・中小企業等を高度にインテグレートすることがあったと指摘される。

## 6. 補論

2.2 節における ICT 投資と労働生産性向上との関係は、下記のデータを利用し、分析を行った。

<日本>

	データソース・作成方法
付加価値 ( $V$ )	<ul style="list-style-type: none"> <li>SNA (System of National Accounts : 内閣府「国民経済計算」) の主要系列表「国内総生産 (支出側)」 (実質 (2011 年基準)、暦年) からデータを取得し用いた。</li> </ul>
情報資本ストック ( $K_i$ )	<ul style="list-style-type: none"> <li>SNA の付表「固定資本ストックマトリックス」 (実質 (2011 年基準)、暦年) から情報通信機器及びコンピュータ・ソフトウェアのデータを取得しこれらを合計して作成した。</li> </ul>
一般資本ストック ( $K_o$ )	<ul style="list-style-type: none"> <li>SNA の付表「固定資本ストックマトリックス」 (実質 (2011 年基準)、暦年) から固定資産合計及び住宅を取得し、固定資産合計から住宅及び ICT 資本ストックを除くことで作成した。</li> </ul>
労働投入量 ( $L$ )	<ul style="list-style-type: none"> <li>労働投入量は、就業者数に一人あたり労働時間を掛けあわせて計算した。</li> <li>就業者数及び一人あたり労働時間は、SNA の付表「経済活動別の就業者数・雇業者数、労働時間数」から取得した。</li> </ul>
労働の質 ( $q$ )	<ul style="list-style-type: none"> <li>労働の質は、独立行政法人経済産業研究所「JIP データベース 2015」の労働の質指数を用いた。但し、2012 年以降のデータは、厚生労働省「賃金構造基本統計調査」から、性、年齢、学歴別の一人あたり給与額を算出し、各年の労働者数の性、年齢、学歴別の構成比の変化を踏まえて推計した。</li> </ul>
労働分配率 ( $\gamma$ )	<ul style="list-style-type: none"> <li>労働分配率は、SNA から雇業者報酬、固定資本減耗、営業余剰・混合所得を取得して、雇業者報酬、固定資本減耗、営業余剰・混合所得の合計に占める雇業者報酬の割合を求めて作成した。</li> </ul>
資本分配率 (一般資本 ( $\alpha$ )、情報資本 ( $\beta$ ))	<ul style="list-style-type: none"> <li>資本分配率は、SNA から雇業者報酬、固定資本減耗、営業余剰・混合所得を取得して、雇業者報酬、固定資本減耗、営業余剰・混合所得の合計に占める固定資本減耗と営業余剰・混合所得の合計の割合を求めて作成した。</li> <li>ICT 資本の分配率と一般資本の分配率は、各々の資本コストを用いて案分した。各資本コストは、長期利率と各資本財の償却率を用いて資本価格を計算し、資本ストックに資本価格を乗じることで計算した。</li> </ul>
稼働率 (景気要因) ( $\rho$ )	<ul style="list-style-type: none"> <li>稼働率は、製造業については、経済産業省の「鉱工業指数 (稼働率・生産能力指数)」から取得した。非製造業については、第三次産業活動指数/資本ストック (非製造業) で稼働率を算出した。また、製造業における鉱工業生産指数/資本ストック (製造業) で求めた稼働率と「鉱工業指数 (稼働率・生産能力指数)」から取得した稼働率との関係をもとに非製造業の稼働率の調整を行っている。</li> </ul>

<米英独仏>

	データソース・作成方法
付加価値 (V)	● EU KLEMS <sup>28</sup> 「Gross value added, volume (2010 prices)」からデータを取得し用いた。
情報資本ストック (K <sub>i</sub> )	● EU KLEMS「Real fixed capital stock (2010 prices)」から Computing equipment、Communications equipment、Computer software and databases のデータを取得し、これらを合計して作成した。
一般資本ストック (K <sub>o</sub> )	● EU KLEMS「Real fixed capital stock (2010 prices)」から Total Non-residential investment のデータを取得し用いた。
労働投入量 (L)	● EU KLEMS「Total hours worked by persons engaged (thousands)」からデータを取得し用いた。
労働の質 (q)	● EU KLEMS「Labour services, volume indices, 2010 = 100」 ÷ 労働投入量(L) (2000 = 100 に指数化) によって計算した。
労働分配率 (γ)	● EU KLEMS「Labour compensation (in millions of national currency)」 ÷ 付加価値(V) によって計算した。
資本分配率 (一般資本 (α)、情報資本 (β))	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 1-労働分配率 (γ) を資本分配率とし、総資本ストックを EU KLEMS「Real fixed capital stock (2010 prices)」の Total Non-residential investment から取得し、以下の計算式から一般資本分配率、情報資本分配率を作成した。</li> <li>● 一般資本分配率：(1-労働分配率) × (一般資本ストック ÷ 総資本ストック)</li> <li>● 情報資本分配率：(1-労働分配率) × (情報資本ストック ÷ 総資本ストック)</li> </ul>
稼働率 (景気要因) (ρ)	● FRED (Federal Reserve Economic Data : 米国セントルイス連邦準備銀行データベース) <sup>29</sup> 「Capacity Utilization: Total Industry」からデータを取得し用いた。

なお、労働生産性上昇率と TFP 及び各生産要素の寄与分の関係は以下の式の通りである。  
ここで、 $T$  は TFP を、 $\cdot$  は変化率を表す。

$$V = T(\rho K_o)^\alpha (\rho K_i)^\beta (qL)^\gamma, \quad \alpha + \beta + \gamma = 1$$

$$\dot{V} - \dot{L} = \dot{T} + \alpha \cdot (\dot{K}_o - \dot{L}) + \beta \cdot (\dot{K}_i - \dot{L}) + \gamma \cdot \dot{q} + (\alpha + \beta) \cdot \dot{\rho}$$

<sup>28</sup> データソースは、米国は BEA (Bureau of Economic Analysis : アメリカ合衆国商務省経済分析局)、BLS (Bureau of Labor Statistics : アメリカ合衆国労働省労働統計局)、英独仏は Eurostat、OECD。

<sup>29</sup> データソースは、米国は連邦準備制度理事会、英独仏は OECD。