

想像のメリトクラシーとスキルの罫 ——スキルの経済的価値を再考する

荒木 啓史

(香港大学助教授)

本稿は、昨今重要性が指摘される「スキル」の経済的価値を検証することを目的とする。近年の政策議論においては、望ましい経済的アウトカム（安定した雇用や高い収入）を享受する上で、個人が「リスクリング」等を通じてスキルを拡充することの必要性が叫ばれている。この前提には、日本社会で経済的アウトカムが個人のスキル・努力に応じて配分される、すなわちメリトクラシーが機能しているという強い仮定が置かれているが、それはどの程度現実を反映しているのだろうか。経済協力開発機構の第2回国際スキル調査（PIAAC）データを用いて、傾向スコアマッチング、機械学習アルゴリズム（XGBoost）、回帰モデルを適用した結果、日本の特徴として以下三点が明らかとなった。（1）高スキルは高収入を有意に予測する、（2）収入に対するスキルの寄与度はジェンダーや学歴等に比して相対的に小さい、（3）高スキルを有しても期待できる収入レベルは個人間で大きな差があり、とりわけ女性と低学歴者が構造的に不利な立場に置かれている。すなわち、現代日本においてメリトクラシーは実態ではなく想像されたメカニズムであり、特定層がスキルを獲得・向上しても経済的に報われない社会構造「スキルの罫」が存在している。労働者がスキル・努力に応じて望ましい環境・待遇を享受し、社会全体で公正な経済成長を推進するためには、個人のスキル拡充を支援する施策と併せて、根強いジェンダー格差、名目的学歴に紐づいた資源配分、職務と関連したスキル要件の不在、といった社会構造的な制約を解消することが求められる。

目次

- I はじめに
- II メリトクラシー概念と近年の批判的検討
- III データ・分析手法
- IV 分析結果
- V まとめと示唆

I はじめに

昨今、「スキル」の重要性が政策・実務のさまざまな領域で指摘されている。経済協力開発機構（OECD）や国際労働機関（ILO）がスキル育成を国際的な優先課題として位置づける中で（ILO

2020；OECD 2015, 2024, 2025）、我が国においては、例えば岸田政権（2021-2024年）が「人への投資」を中心施策の一つとして掲げ、急速に変動する労働・経済環境に即して労働者が新たにスキルを獲得することを後押しする「リスクリング」の推進を目指した（内閣府 2022）。続く石破政権（2024-2025年）、さらには本稿執筆時で現任である高市政権（2025年-）の基本方針の中でも、「人材のスキル向上」や「教育訓練・労働訓練」といったキーワードが労働政策並びに経済政策の柱として盛り込まれている（内閣府 2025b, 2025a）。

こうした政策潮流は、近年の学術的なエビデンスとも合致する。スキルには大別して、認知スキ

ル（言語・読解力や数的思考力）、非認知スキル（忍耐力や協調性）、職業・身体的スキル（専門的な技術や体力）などがあるが（OECD 2017）、高い認知スキルが安定した雇用や高い収入に結びついていること（Araki 2020；Araki and Kariya 2022；Hanushek et al. 2015）、同様に（あるいは認知スキル以上に）非認知スキルが経済的アウトカムを獲得する上で重要な役割を果たしていること（Cunha, Heckman and Schennach 2010；Deming 2017；Heckman, Stixrud and Urzua 2006）が実証されている。このような知見を踏まえれば、スキル獲得のための機会を拡充する政策は、個々の労働者を支え、さらには社会全体の経済成長を促す可能性があると考えられる。

しかしながら、スキルに係る上述のような積極的かつポジティブな議論の前提には、一つの強い仮定（assumption）が置かれている。それは、「経済的アウトカムが個人のメリット（スキル・努力）に応じて配分される、すなわちメリトクラシーが資源配分の原理として機能している。そのため、個人が努力をしてスキルを高めれば、より良い雇用や収入を得られる」という考えである。だが、現代日本の労働市場において、この機能主義的・人的資本論的な前提はどの程度妥当なのだろうか。換言すれば、労働者の地位・待遇は、各人のスキル以外の諸要因（とりわけ制度・慣習・文化などの社会構造）に強く規定されている可能性はないのか、またスキルを醸成したにもかかわらず望ましい経済的アウトカムを享受できない恐れはないのだろうか。仮にこうした「非スキル要因による（メリトクラティックではない）資源配分」が根強く機能している場合、スキルに対する経済的リターンが存在することを前提とした政策を進めることで、後述するように想定外のリスクが個人・社会レベルで発現しかねない。

実際、Araki（2023a）は米国のデータを用いて世代間の格差再生産構造を検証する中で、出身階層、学歴、認知スキル、所得の関係性を分析し、学歴と所得が強く結びついている一方、スキルと所得の関係は必ずしも明確ではないことを示した。この結果を踏まえ、Araki（2023a）は少なくとも認知スキルと学歴の機能を比較した場合、米

国社会は後者の役割が非常に強い「学歴社会」であるが、肩書としての学歴とスキルが区別されずに学歴の効果をスキルの効果と誤認することで、人々がメリトクラシーに基づく資源配分が為されていると信じる「想像のメリトクラシー（imagined meritocracy）」に陥っていると論じている。また、認知スキルに対する収入リターンを分析した最近の国際比較研究は、総じて高スキルは高収入に寄与するものの、その効果はジェンダーや出身階層によって異なり、かつその構造・程度は個人を超えた社会レベルの諸条件（教育制度、労働政策、ジェンダー格差など）によって規定されている可能性があり、個々人が高スキルを獲得しても構造的要因によって望むようなアウトカムを得られない「スキルの罠（skills trap）」が存在し得ることを指摘している（Araki 2025a）。

これらの先行研究は、主として認知スキルを中核的な変数として用いており、例えばリスキリングが想定するような人工知能（AI）やデジタルトランスフォーメーション（DX）などに係る新たなスキルの価値については直接検証されていない。しかし、異なるタイプのスキルは相互に関連し合っていること（Farkas 2003）、また我が国における雇用慣行は特定の職務に必要なスキルの保有・活用を前提とし評価するいわゆる「ジョブ型」では必ずしもないこと（八代 2023；濱口 2021, 2023）を踏まえると、「想像のメリトクラシー」や「スキルの罠」のような構造が現在の日本社会においても存在している可能性は否定できない。実際に Araki（2023b）は国際比較の観点から、他国に比して日本ではスキルの効果が小さい可能性を指摘している。その場合、ポジティブな経済的リターンが生じることを前提としてスキル育成・向上を労働政策の柱として無批判に展開すると、仮に個々の労働者が自身のメリットではなく社会構造に起因して安定雇用や高収入を得られなかったとしても、各人のスキル（及びそれを拡充する努力）が不足している結果として自己責任化されてしまいかねない（Araki 2025b）。これは同時に、労働者の地位・待遇を改善する観点からは、スキル育成と併せて構造的要因の解消を目指すことが優先課題であることも意味する。

以上を踏まえ本稿は、OECDの国際スキル調査 (Programme for the International Assessment of Adult Competencies : PIAAC) 第二サイクルの日本対象データ (2022-2023 年) を用いて、以下三つの問い (リサーチクエスション) に答えることを目的とする。第一に、個々人の属性 (出身階層、ジェンダーなど) や学歴を勘案してもなお、現代日本社会においてスキルは経済的アウトカムに結びついているのか。第二に (仮にスキルに対する経済的リターンが認められた場合)、スキルの貢献度は他の諸要因に比してどの程度大きい／小さいのか。第三に、スキルに対する経済的リターンは属性や学歴によってどのように異なるのか (誰でも同程度のリターンを期待できるのか)。後述するように、傾向スコアマッチング、機械学習アルゴリズム、及び回帰モデルを用いた分析の結果、第一に高スキルは高収入に結びつくこと、第二にスキルの貢献度はジェンダーや学歴に比して小さいこと、そして第三に高スキルを有しても期待できる収入レベルは個人間で大きな差がある (とりわけ女性と低学歴者が構造的に不利な立場に置かれている) ことが明らかとなった。以下では、まずメリトクラシー概念と関連する近年の国際的議論を簡単に整理した上で、分析手法・データ並びに分析結果を詳述し、最終節で理論的・政策的な示唆を議論する。

II メリトクラシー概念と近年の批判的検討

「メリトクラシー」という概念・用語が普及する契機となったのは、Young (1958) による小説 *The Rise of the Meritocracy* と考えられる。当該書籍において、Young は「知能 (intelligence) + 努力 (effort) = メリット (merit)」と定式化し、資源・権力の所在・配分が出身階層などの生得的要因ではなく個人のメリットによって規定されるシステムを、貴族制 (アリストクラシー) 概念などと対比しながらメリトクラシーとして定義している。Young 自身が述懐しているように (例えば Young (1998))、彼は風刺的観点からメリトクラシーが徹底された社会をディストピア (反理想

郷) として描いているものの、多くの後続研究や政策議論において、メリトクラシーは「生まれ」によらず知性・能力があり努力をした人々が報われる望ましい仕組みとして言及されることが少なくない (本来のメリトクラシー概念とその受容についてわかりやすく整理した研究として、例えば Kariya and Rappleye (2020))。

同時に、メリトクラシーを巡ってはさまざまな観点から批判的検討が展開されている。日本におけるメリトクラシーの構図・特徴については既に多数の論考があるため (Kariya and Rappleye 2020 ; 中村 2018 ; 本田 2005 ; 竹内 1995 ; 荻谷 1997)、ここでは昨今の国際的議論のうち三つの主要な観点到に触れたい。第一に、現実社会ではメリット自体が出身階層に強く規定されており (例えば、裕福な家庭の子供は充実した学校教育やノンフォーマル教育を通じて能力を高める機会を多く得ている)、また出身階層がメリットを介さず雇用や収入に直接影響を与え得るため、メリットと経済的アウトカムの間に一定程度の結びつきが見られたとしても、実際には出身階層が地位達成の主要因として機能しているというものである (Breen 2003 ; Bukodi and Goldthorpe 2025 ; Goldthorpe 2003 ; Witteveen and Attewell 2020)。つまり、メリットに基づく資源配分が、世代間で継承される社会経済的地位の隠れ蓑として置かれているという批判である。

関連して第二に、実際にはメリットそのものだけでなく (あるいはメリットよりも強く) 出身階層などの要因が経済的アウトカムを左右しているにもかかわらず、メリトクラシーが資源配分・地位達成の原理として広く人々の間で共有されることで、雇用や収入などの格差が能力・努力による結果として過度に正当化されているとの議論である (Sandel 2020)。Sandel (2020) はさらに、そもそも特定時点でポジティブに評価される「メリット」の内容自体が社会的に構築されているものであり、特定の能力に対するリターンは本質的に流動的で運による側面も大きいと指摘し、メリットに基づく (と信じられている) 資源配分をいたずらに正当化するのではなく、公正に分配することの重要性を論じている。

第三に、主に社会階層論の領域で議論されてい

るのが、高等教育の「メリトクラティック・パワー (meritocratic power)」の有無である。具体的には、Hout (1984, 1988) は高等教育修了者に着目すると出身階層が地位達成に与える影響が解消されることから、高等教育にはメリトクラティック・パワーがある(出身階層に限らず高等教育が学生のメリットを醸成し、それが望ましい経済的アウトカムへ結びつく)と論じ、この考えは“college as the great equalizer”としてしばしば参照される(In and Breen 2023; Torche 2011)。これに対し、最近の研究は高等教育自体がメリットを高めているわけではなく、もともと能力の高い人が高等教育(とりわけ選拔性・威信度の高い教育機関)へ進学して地位達成も実現しており、高等教育は人々が入学前に保有している能力に基づいてセレクションを行っているのであって、必ずしもメリトクラティック・パワーがあるわけではないと指摘している(Fiel 2020; Zhou 2019)。こうした議論を踏まえて、Fujihara and Ishida (2024) は日本の実態を分析し、高等教育は出身階層のインパクトを解消するメリトクラティックな機能を果たしていない(college is not the great equalizer)と結論づけている。

以上の議論は、メリトクラシー概念を起点に社会格差や資源配分メカニズムを理解する上で有用である。他方、これらはいずれも「本当に現代社会においてメリトクラシーが機能しているか(雇用や収入などがメリットに応じて配分されているか)」という点については直接検証していない。第一の論点に関しては、仮に出身階層がメリットを規定し、「出身階層→メリット→経済的アウトカム」という構図が存在していたとしても、「メリット→経済的アウトカム」の流れが機能している限り、出身階層とメリットの結びつきの強さにかかわらず当該社会はメリトクラティックな資源配分を行っているといふことができる。また第二の論点についても、Sandel (2020) らの議論はメリトクラシーに基づく格差正当化への警鐘など規範的なものであり、むしろ「実在としてのメリトクラシー」については実証的に顧みることなく所与として受け入れている。さらに第三の論点も、高等教育によるセレクションや出身階層によ

る影響の有無によらず、例えば大卒者が非大卒者に比して高いメリットを有しており、それによって安定した雇用や高い収入などを享受しているとすれば、やはり「メリット→経済的アウトカム」の流れが存在しておりメリトクラシーの機能自体は否定できない。このようなメリトクラティックな資源配分が実際に行われているのであれば、先述のように個人の努力を促してスキルを拡充する政策は有効であると考えられる。

しかし実証的な観点から留意すべきは、多くの既存研究においてメリットが学歴によって測られている点である。このアプローチは、個人間の学歴の違いが正確に知能・努力の違いを反映している(高学歴=高メリット、低学歴=低メリット)のであれば大きな問題ではない。だが、仮に学歴が各人のメリットと合致していないケース(高学歴かつ低メリット、低学歴かつ高メリット)が一定数存在する場合、高学歴と経済的アウトカムの結びつきを示すエビデンスは、必ずしもメリトクラティックな資源配分の証左とはならない。例えば、メリット自体は限定的であるにもかかわらず出身階層が高くさまざまな手段を通じて高学歴を得ている層が存在する一方、能力が高いものの家庭的要因によって低学歴にとどまっている層がいるとすれば、学歴はメリットの指標ではなく出身階層の指標であり、「学歴→雇用・収入」は地位達成の固定的再生産を反映していることになる。

ここで必要となるのが、本来のメリット概念に近い「スキル」を学歴から切り離して測定し、メリットを直接的に反映しているスキルの影響と、スキルを統制した上で資格としての学歴(Araki and Kariya (2022) の言葉を使えば名目的学歴(nominal degree))が果たしている役割を、他の諸要因(出身階層など)も加味した上で検証することである。とりわけ、Young (1958) が知能をメリットの主たる構成要素として定義し、具体的に知能指数(IQ)に言及していることを踏まえると、メリトクラシーの存否・程度を見極める上で認知スキルの機能を精査することが肝要となる。この観点は、人的資本を定量化する上で教育年数ではなく認知スキルを用いる重要性を主張するHanushek and Woessmann (2015) の「知識資

本 (knowledge capital)」論とも合致する。そして実際、前節で触れたように、Araki (2023a) は米国における認知スキル、学歴、収入などのデータを分析し、認知スキルではなく名目的学歴が高収入を獲得する上で大きな役割を果たしており、学歴が認知スキル以外の能力を反映している可能性は否定できないものの、米国社会は典型的な学歴社会 (credential society) であって、メリトクラシーは人々が「想像」したメカニズムであると論じている。そこで本稿ではまず、現代日本におけるメリトクラシーの存在を所与とせず、高スキルが高収入に結びついているのか、そしてスキルの効果は学歴や属性に比してどの程度強いのかを分析する。

加えて、スキルの経済的価値を理解する上で重要なのが、高いスキルを獲得すれば誰もが同じようリターンを期待できるのか、という視点である。なぜなら平均的にスキルと収入等との間にポジティブな関係が認められたとしても、社会構造的な要因によりスキルの効果が一定ではなく、何らかの属性・学歴を有する人々がスキルへのリターンを享受する一方で、他の属性・学歴層においては高スキルが経済的アウトカムに十分寄与しない可能性、すなわち「スキルの罠」(Araki 2025a) が存在し得るからである。この観点から、日本の文脈において検証すべき属性 (スキルの効果を不均一化する可能性のある要因) として、出身階層 (親の社会経済的地位)、ジェンダー、出身地域が挙げられる。これらの属性によって教育格差が生じていることは広く実証されており (松岡 2019; 苅谷 2001)、同様の構図がスキル獲得、さらにはスキルへのリターンを巡っても存在している蓋然性は低くない (Araki 2025b)。とりわけ、日本の労働市場においてジェンダー格差が根強く、男性に比して女性が十分な雇用・収入を獲得しづらい環境があることを踏まえると (World Economic Forum 2025; Yamaguchi 2019)、スキル効果のジェンダー差は検証に値する。また学歴、特に大卒か否かによって地位達成に大きな違いがあるとすれば (吉川 2009)、米国と同様に、あるいはそれ以上にスキルよりも学歴の影響が大きく (メリトクラシーの機能が弱い)、高スキルを獲得し

ても学歴による差を埋めることが難しい可能性も考えられる。これらの実態を検証するため、本稿では次節で詳述するように PIAAC 第二サイクルデータを分析する。

Ⅲ データ・分析手法

1 データと変数

先述のように既存研究において学歴とスキルが十分に識別されてこなかった原因の一つに、データの不在が挙げられる。とりわけ経済的アウトカムへの影響を検証する上で、労働者のスキルレベルを把握することが肝要であるが、当該スキルを客観的な指標で測定することは難しく、各自の主観的な評価や職業情報に基づいて推測するアプローチがしばしば用いらてきた。これに対し、PIAAC は 16-65 歳を対象に質問紙調査によって社会経済的背景、学歴、職歴などを捕捉すると併せて、標準化されたアセスメントによって調査時点の読解力、数的思考力、ICT 活用力を評価しているため、認知スキルレベルとその影響を直接的に分析することが可能となる。加えて、PIAAC は同時期に複数国で実施されているため、国際比較のツールとしても広く用いられている (実際の活用事例については、Araki (2020, 2025a), Bandiera et al. (2024), Hanushek et al. (2015) などを参照)。さらに、2011 年から 2018 年にかけて行われた PIAAC 第一サイクルでは認知スキルのみであったが、第二サイクル (第一ラウンド: 2022-2023 年) では多くの参加国において非認知スキルも測定されている (第二サイクルの第二ラウンドは 2025-2029 年での実施が計画されている) (OECD 2024)。

これを踏まえ本稿は、PIAAC 第二サイクルの日本データを分析する。主たる説明変数は認知スキルレベルであり、読解力 (literacy) と数的思考力 (numeracy) の平均スコアを用いる。いずれの領域も、PIAAC では 500 点満点で評価されるが、公開されている個人レベルデータセットにおいては固定的な点数ではなく 10 の「推算値 (Plausible Values: PV)」が示されている。OECD は、特定の PV ではなく 1~10 それぞれの PV を

用いて分析を行った上で、それらを総合的に用いて統計量を推定することが必要であるとしているが、実際には当該アプローチを用いた場合と特定のPVやPVの平均値を用いた場合で分析結果に大きな差異がないことも確認されている (Araki 2020)。本稿においてもPVの扱いによらず分析結果の頑健性が確認されたため、既存研究と同様に (例えば Hanushek et al. (2015)), PV1をベースとした分析結果を以下で示すこととする。

なお、上述のようにPIAAC第二サイクルでは非認知スキルが「ビッグファイブ (big five)」尺度 (Soto and John 2017) に基づいて測定されているが、日本では当該アセスメントを実施していないため、分析できるのは認知スキルデータのみである。また、冒頭で触れた「リスクリテラシー」は、時代の変化に応じて求められるスキルを獲得・向上させることを志向したものであり、当該施策の効果を直接検証するためには、認知・非認知スキルだけでなく専門的・職業固有のスキルについても評価する必要がある。その意味で、本稿ではYoung (1958) がメリットとして定義した「知能+努力」を相当程度反映していると考えられる認知スキルを主たる変数として用いるが、その結果を踏まえて今後の研究においては分析対象を他のスキルタイプへと広げていくことが求められる。とりわけ、「ハイパー・メリトクラシー」 (本田 2005) や「メリトクラシーの再帰性」 (中村 2018) といった議論に見られるように、日本におけるメリットの射程が「知能」だけでなく多様な「能力」を含むものとして変動しているとすれば、これら多岐にわたるスキルを含めた分析は有意義だろう。

もう一つの重要な説明変数である学歴は、既存研究において高等教育の中でも四年制大学と短期大学等の短期プログラムでは社会経済的機能が異なること、専門分野によっても同様に進学動向や経済的リターンに差が生じることが示されている (Araki 2025b)。そのため、教育レベルについては三カテゴリー (高等教育未満, 短期高等教育, 四年制大学以上)、分野についてはサンプル数の制約も勘案して科学・技術・工学・数学 (いわゆるSTEM) か否かの二区分を用いる。

公開されているPIAAC第二サイクルの日本データにおいては、収入の実数は含まれておらず、時間当たりの賃金・給与所得 (ボーナスの有無別) 十分位のランクが示されているため、本稿では当該変数 (ボーナスを含む収入十分位) をアウトカムとして用いる。なお、ボーナスを含まない収入を用いた場合でも分析結果に差はなく、また後述するように十分位を連続変量として扱っても順序尺度として扱っても同様の傾向・示唆が得られたことから、以下では収入を連続変量として分析手法・結果を詳述する。

これらスキルと収入の関係を分析する上では、交絡因子と考えられる年齢 (公開されている5歳区分)、ジェンダー (男女二区分)、出身階層を示す変数として親の学歴 (少なくとも一人は大卒者か否か)、14歳時に住んでいた地域の規模 (大都市, 大都市郊外, 市町, 村, その他へき地等) を用いる。また関連する統制変数として、就労経験年数 (実数) と産業 (国際標準産業分類 (ISIC) の中分類) を勘案する。各変数の記述統計量は表1のとおりである。

2 分析モデル

先述の三つのリサーチクエスチョンそれぞれに答えるため、異なる分析手法を採用する。第一の問い「個々人の属性 (出身階層, ジェンダーなど) や学歴を勘案してもなお、現代日本社会においてスキルは経済的アウトカムに結びついているのか」については、傾向スコアマッチング (PSM) を用いて認知スキルに対する収入リターンを推定する。通常、PSMは特定の介入や経験の有無など二値変数を用いて効果検証を行う際に使われることが多いが、本稿におけるスキル変数のように連続変量を介入等として扱う手法も開発されている (Bia and Mattel 2008; Fong, Hazlett and Imai 2018; Guardabascio and Ventura 2014; Hirano and Imbens 2004)。実際にAraki (2025a) は当該手法を用いて一般化線形モデル (generalized linear model) によりスキルと収入の関係性を分析しており、本稿も同様に以下のモデルに基づき収入リターンの推定を行う。

表1 記述統計量

変数	平均（標準偏差）／割合
認知スキルレベル	297.71 (45.32)
収入十分位	5.61 (2.87)
ジェンダー	
男性	53.4%
女性	46.6%
年齢グループ	
16-20 歳	1.3%
21-25 歳	8.2%
26-30 歳	9.5%
31-35 歳	10.6%
36-40 歳	10.3%
41-45 歳	12.3%
46-50 歳	14.6%
51-55 歳	13.1%
56-60 歳	10.7%
61-65 歳	9.2%
親学歴	
両親非大卒	53.3%
大卒の親あり	46.7%
14 歳時の居住地	
大都市	7.8%
大都市郊外	19.0%
市町	54.9%
村	15.4%
その他へき地等	2.9%
学歴	
高等教育未満	46.6%
短期高等教育	21.2%
四年制大学以上	32.1%
専攻分野	
科学・技術・工学・数学 (STEM)	17.7%
STEM 以外	82.3%
就労経験年数	20.58 (11.87)
N	3,587

注：連続変量については平均及び標準偏差、カテゴリカル変数については回答割合を示している。産業分野はカテゴリ数 が 81 あるため割愛。

$$\begin{aligned}
 E\{\widehat{Y}(t)\} &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{y}(t, \hat{r}(t, X_i)) \\
 &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \varphi^{-1}[\hat{\lambda}(t, \hat{r}(t, X_i); \hat{\alpha})]
 \end{aligned}$$

ここで $Y(t)$ は各個人が有するスキルレベル (t) に応じた潜在的アウトカム (収入) を推定する用量反応関数 (dose-response function) であり、 $r(t, x)$ は共変量を統制した上での条件付き密度関数 ($f_{T|X}(t|x)$) として定義できる。なお本稿では紙幅の都合により割愛するが、PSM は共変量を統制すれば分析の主対象となる介入・経験のランダム性が担保され、その割り当てが潜在的なアウトカムと独立であるという強い仮定 (strong

ignorability assumption) が置かれているため、この仮定が崩れた場合に結果がどの程度頑健であるかを検証するための感度分析 (sensitivity analysis) を行う必要があること (Diprete and Gangl 2004 ; Rosenbaum and Rubin 1983) に留意が必要である。

続いて第二の問い「スキルの貢献度は他の諸要因に比してどの程度大きい／小さいのか」については、例えば回帰モデルを基軸としてスキルと他の変数間で標準化係数を比較する、といったアプローチが一般的であるが、このような回帰モデルは種々のバイアスによる影響を受けやすい。これに対し、昨今広く用いられつつあるのが機械学習 (ML) アルゴリズムを活用した手法である。具体的なアプローチは多岐に渡るが、社会科学分野ではランダムフォレスト (random forest) や決定木 (decision tree) などの「教師あり学習 (supervised machine learning)」が頻繁に使われている (Brand, Zhou and Xie 2023)。これら複数のオプションの中で本稿は、過学習 (overfitting) を回避しながら当てはまりの良いモデルを同定する手法として認められる XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) (Chen and Guestrin 2016) を採用して以下のように収入予測モデルを構築し、当該モデルに対する各変数の相対的な寄与度をシャープレイ値 (SHapley Additive exPlanations : SHAP value) (Liu, Just and Mayer 2023) によって可視化する。

$$\phi(x_i) = \sum_{k=1}^K f_k(x_i)$$

ここで x_i はスキル、学歴、各種共変量のパッケージ、 K はツリーの数、 f_k は k 番目の決定木を意味し、目的関数は以下のとおり損失関数 (loss function) と正則化項 (regularization term) の組み合わせとして定義される (n はサンプル数、 $l(\hat{y}_i, y_i)$ が実測値と予測値の差を評価する損失関数、 $\Omega(f_k)$ が正則化項)。

$$L(\phi) = \sum_{i=1}^n l(\hat{y}_i, y_i) + \sum_{k=1}^K \Omega(f_k)$$

最後に第三の問い「スキルに対する経済的リターンは属性や学歴によってどのように異なるのか (誰でも同程度のリターンを期待できるのか)」は、例えば一つ目の問いに対して採用した一般化 PSM をジェンダーや出身階層などのサブグルー

ブ別に実施したり、二つ目の問いに用いる XGBoost の中で交差項を加えたりすることで検証可能である。だが本稿においては、手法や変数の詳細設計によらず分析結果・示唆が安定していたため、より簡便で直感的にも分かりやすい伝統的な回帰モデルを採用する。具体的には、属性や学歴に応じて分析対象者をグループ分けしても一定のサンプル数を確保できるようにするため、アウトカムの収入十分位を五分位に変換して以下のように順序ロジスティック回帰分析を行い、スキル及び属性・学歴に応じて各収入レベルに分類される確率を推定する。

$$Y_i^* = \alpha + \sum \beta_n X_i + \varepsilon_i$$

ここで i は各個人、 Y_i^* は潜在的収入分位であり、観測された収入分位 Y_i は以下の閾値 (τ_n) に応じて定義される。

$$Y_i = \begin{cases} 1 & \text{if } Y_i^* \leq \tau_1 \\ 2 & \text{if } \tau_1 < Y_i^* \leq \tau_2 \\ \dots & \dots \\ 5 & \text{if } \tau_4 < Y_i^* \end{cases}$$

IV 分析結果

1 スキルに対する収入リターン

下表 2 (パネル A) は、PSM の第一ステップとして実施した回帰分析の結果であり、スキルレベルが被説明変数、他の属性や学歴などが説明変数として投入されている。ジェンダーは統計的に有意ではないが、親学歴、出身地域の規模、学歴・専攻分野とスキルの間には有意な関係性が見られる。具体的には、少なくとも一人の親が大卒 ($B = 4.91$, 95% CI: 2.20-7.61), 規模の大きい都市出身 ($B = 11.28$, 95% CI: 2.7-19.77), 高学歴 ($B = 32.73$, 95% CI: 29.46-36.00), STEM 分野専攻 ($B = 11.47$, 95% CI: 7.88-15.06) の人ほど、高い認知スキルを有する傾向がある。そのため、スキルに対する収入リターンをより正確に推定するためには、これら属性・学歴とスキルの関係性を勘案し、同じような属性・学歴の人同士を比べてもなおスキルの違いによって収入に差が生じるかを検証する必要がある。そこで、スキルレベルを規定し得る要因の強さを総合的に評価するのが一般化傾向スコア (generalized propensity score) であり、当該スコアとスキル、及びこれらの交差項を

表 2 傾向スコアマッチング分析 (スキルに対する収入リターン) [N = 3587]

変数	係数	標準誤差	P 値
A. 第一ステップ (スキル予測モデル) [$R^2 = 0.280$]			
ジェンダー (女性ダミー)	-2.350	1.490	0.115
親学歴 (大卒の親ダミー)	4.905	1.369	<0.001
14 歳時の居住地 (基準 = その他へき地等)			
大都市	11.284	4.861	0.020
大都市郊外	12.712	4.488	0.005
市町	7.735	4.302	0.072
村	3.576	4.492	0.426
学歴 (基準 = 高等教育未満)			
短期高等教育	11.267	1.779	<0.001
四年制大学以上	32.735	1.725	<0.001
専攻分野 (STEM ダミー)	11.468	1.792	<0.001
就労経験年数	0.145	0.123	0.238
年齢グループ	Yes		
産業分野	Yes		
定数	291.568	9.250	<0.001
B. 第二ステップ (収入予測モデル) [$R^2 = 0.104$]			
スキルレベル	0.008	0.002	<0.001
一般化傾向スコア	-696.233	90.178	<0.001
スキルレベル × 一般化傾向スコア	2.439	0.301	<0.001
定数	2.901	0.517	<0.001

注：国際的なトレンドを踏まえ、P 値は “*” ではなく実数を記載している。下表 3 も同様。

説明変数とし、収入をアウトカムとした分析の結果を要約しているのが表2・パネルBである。これより、スキルに影響を与える諸条件を加味してもなお、スキル自体と収入との間に統計的に有意な関係性があることが示されている ($B=0.008$, 95% CI: 0.004-0.011)。ただし、スキルと傾向スコアの交差項の係数も有意にポジティブであり ($B=2.439$, 95% CI: 1.848-3.030), 高いスキルを保持する確率が高い(総じて社会経済的に有利な属性にある)人ほど、スキルに対する収入リターンが大きい傾向があることに留意が必要である。

下図1は、PSM分析に基づいてスキルレベル(X軸)と収入レベル(Y軸)の用量反応関係を示している(点線は95%信頼区間)。全体的に、スキルが高くなるほど収入の推定分位も高くなる傾向が見られ、例えばスキルが100点から200点の場合は収入分位が4前後、スキルが300点付近の場合は収入分位が5.5程度、スキルが400点から500点では収入分位が平均して6.5から7になると想定される。ただし、低スキル層及び高スキル層においては収入のばらつきも大きく、低スキル(例えば150点程度)や高スキル(例えば450点程度)を有していても中スキル(例えば250-350点)と同程度の収入分位も推定区間に含まれ得る。しかし全体的な傾向としては、高スキルと高収入が

結びついており、本分析は必ずしも縦断的に因果関係を同定するアプローチではないものの、昨今の国際的な研究と同様にPSM結果が介入効果を一定程度反映していると解釈すれば(Brand 2023; Cheng et al. 2021), 日本において個々人がスキルを醸成することでより高い収入を期待できる構図が示されている。

2 スキルの相対的貢献度

スキルと収入の間に有意な関係性があることは、必ずしもスキル獲得・向上が他の要因と比べて高収入の決め手になっていることを意味しない。仮にスキル以外の要素が収入を強く規定している場合、スキルの価値自体が否定されるわけではないが、その他の諸条件に目を向けることが重要となる。この観点から実施したML分析に関して、まずトレーニングデータとテストデータそれぞれにおけるモデルの二乗平均平方根誤差(Root Mean Square Error: RMSE, Y軸)を表しているのが図2である。X軸はモデルの反復回数であり、トレーニングデータを訓練すればするほど(反復回数が多くなるほど)RMSEが小さくなる(モデルの誤差が小さく当てはまりが良くなる)傾向が見られる。しかし、訓練によって得られたモデルをテストデータに当てはめると、約10回

図1 スキルと収入の用量反応関係

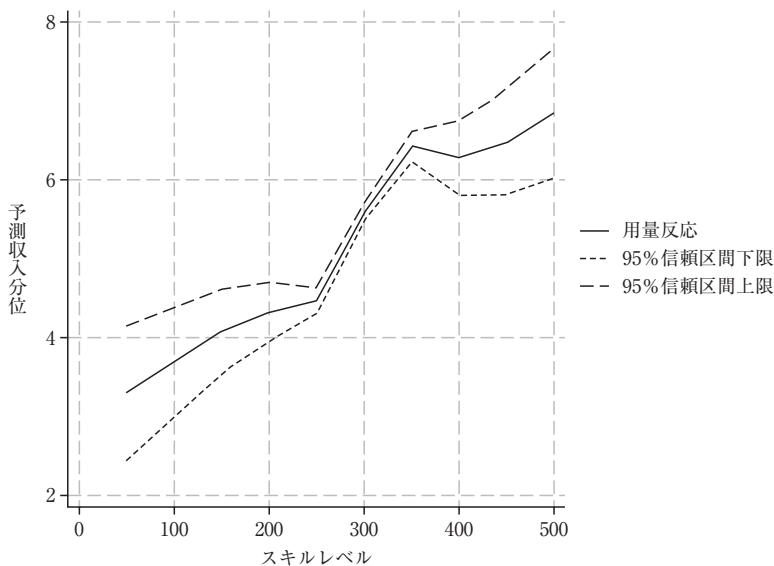
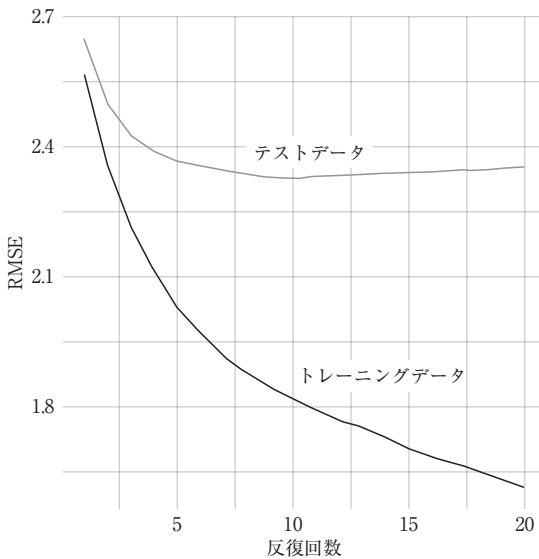


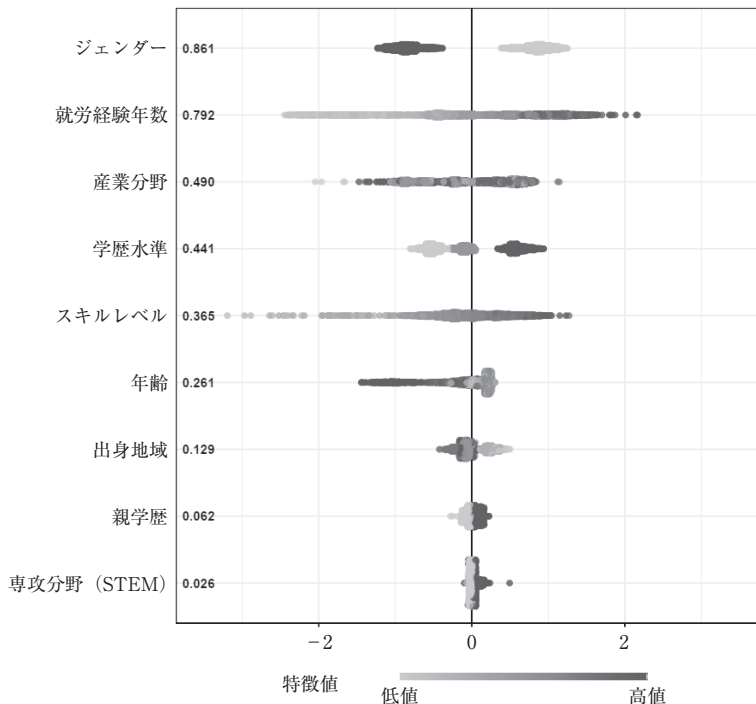
図2 XGBoostにおけるトレーニング・テストデータの二乗平均平方根誤差の推移



の反復を超えたあたりから RMSE が緩やかに上昇し始めている。これは過学習のサインであり、最終的に反復回数 12 回目のモデルが最適解として導出された。当該モデルの RMSE は 2.30 でベースラインの 2.96 より十分に低く、また決定係数 (R^2) は 0.395 であった。

上記の XGBoost 最終モデルにおいて、スキル及び他の諸変数が収入予測モデルにどの程度寄与しているかシャープレイ値によって可視化しているのが図3である。左端の「ジェンダー」「就労経験年数」などが ML モデルで「特徴 (feature)」と呼ばれる変数群であり、回帰分析における説明変数と同義に捉えることができる。図中のドットがシャープレイ値を反映しており、各人の収入予測値（より正確には、当該予測値とベースラインとの乖離）に対する各特徴の寄与度を示している（正負のシャープレイ値はそれぞれ、当該特徴が高い／低い収入を予測することを意味する）。各ドットの色は特徴の観測値 (feature value) に連動し、高い値は濃色、低い値は淡色、中間は両者を混ぜた色で表現される。例えば就労経験年数の場合、本

図3 スキル及び諸変数のシャープレイ値



分析対象のデータでは最長の47年が濃色、最短の0年が淡色、その間は23-24年を境に濃色寄りあるいは淡色寄りのグラデーションとなっている。これらの特徴値（色）とX軸（シャープレイ値）の分布に着目すると、高い特徴値（濃色）は正のシャープレイ値、低い特徴値（淡色）は負のシャープレイ値、中間の特徴値はその間に分布しており、これは就労経験年数と収入はポジティブに結びついている（長い就労経験年数が高い収入を予測する）ことを示唆している。同様に、ジェンダーは本分析においては二値変数（男性が1、女性が2）であり、値が高い女性が濃色、低い男性が淡色を付されている。これら特徴値とシャープレイ値の分布を見ると、男性（淡色）と女性（濃色）はそれぞれ正負のシャープレイ値領域に集中し、相互に交わらない明らかな二極構造が出現している。これは、男性を利する形で性別と収入が強く結びついていることを表している。

ここで、各変数はシャープレイ値の平均絶対値（Mean Absolute Value : MAV）に応じて降順で上から並べられており、当該値が大きいほど収入予測モデルへの寄与度が大きく、相対的な重要度が高いと解釈することができる。本分析においてMAVが最も大きいのはジェンダー（0.861）であり、次いで就労経験年数（0.792）、産業分野（0.490）、学歴水準（0.441）となっている。産業区分については、上述したジェンダーや就労経験とは異なり特徴値とシャープレイ値の間に明確な傾向はみられないが、学歴水準については高等教育未満（淡色）、短期高等教育（中間色）、四年制大学以上（濃色）がそれぞれ負、中間、正のシャープレイ値に集中しており、学歴レベルと収入レベルの結びつきが見て取れる。他方でスキルについては、学歴に次いで五つ目に貢献度が高い変数（MAV=0.365）として位置づけられており、高い特徴値（高スキル=濃色）は正のシャープレイ値、低い特徴値（低スキル=淡色）は負のシャープレイ値領域に広がっており、スキルの高低と収入の高低の間にも関係があることを物語っている。ただし、その相対的な寄与度については親学歴（0.062）、出身地域（0.129）、専攻分野（0.026）と比して高いものの、就労経験・産業分野を除いて

もジェンダー及び学歴より低い。そのため、スキルに焦点を当てて経済的アウトカムの拡充を図ったとしても、ジェンダーや学歴の影響力を勘案しないままではスキルの価値が十分に個人へ還元されない恐れがある。さらに、スキルのシャープレイ値分布を詳しく見ると、低スキル（淡色）は負のシャープレイ値へ（マイナス4付近まで）大きく振れている一方、高スキル（濃色）のシャープレイ値は最大でも1付近にとどまっている。これは、スキルに対するリターンが、高スキルが高報酬と結びつくことで発現しているというよりも、低スキル保持者が低収入というペナルティを課されることで形成されている可能性を示している。さらに次項で詳述するように、この不均衡なスキルと収入の関係は、ジェンダー及び学歴を勘案すると一層複雑さを増すことになる。

3 スキルと収入の属性・学歴別分布

表3は、順序ロジスティック回帰分析の結果を要約したものである。上述のとおり、アウトカムの変数設定や回帰モデルの設計（操作変数やヘックマン推定を含む）によらず主たる結果が安定していたため、各収入分位に該当する確率を算出する際に一定のグループ別サンプル数を確保することを優先し、本分析では収入五分位をアウトカムとしている。先の分析でも確認されているように、就労経験（ $B=0.08$, 95% CI: 0.06-0.09）に加えて、ジェンダー（女性ダミー: $B=-1.13$, 95% CI: -1.29- -0.96）及び親学歴（ $B=0.18$, 95% CI: 0.03-0.32）といった属性、本人の学歴（短期高等教育: $B=0.29$, 95% CI: 0.10-0.47, 四年制大学以上: $B=0.72$, 95% CI: 0.53-0.90）、専攻分野（STEM: $B=0.22$, 95% CI: 0.03-0.42）などが収入分位を有意に予測する変数として示されている。同時に、スキルについても収入との間に有意な関係が見られる（ $B=0.01$, 95% CI: 0.01-0.01）。前節と同様に、他の諸変数を勘案してもなおスキルと経済的アウトカムの間にポジティブな関係が見られるという意味で、（相対的な貢献度にかかわらず）スキル獲得・向上を促す施策は一定程度理にかなっているといえる。

しかしながら、以上の分析結果はスキルと経済

表3 収入五分位の順序ロジスティック回帰分析 [N=3587]

変数	係数	標準誤差	P 値
スキルレベル	0.009	0.001	<0.001
ジェンダー（女性ダミー）	-1.125	0.082	<0.001
親学歴（大卒の親ありダミー）	0.176	0.075	0.019
14歳時の居住地（基準=その他へき地等）			
大都市	0.233	0.227	0.305
大都市郊外	0.135	0.203	0.505
市町	-0.063	0.192	0.743
村	-0.262	0.204	0.199
学歴（基準=高等教育未満）			
短期高等教育	0.289	0.094	0.002
四年制大学以上	0.719	0.094	<0.001
専攻分野（STEM ダミー）	0.225	0.099	0.023
就労経験年数	0.079	0.007	<0.001
年齢グループ	Yes		
産業分野	Yes		
閾値 1	3.267	0.830	
閾値 2	4.648	0.834	
閾値 3	5.851	0.839	
閾値 4	7.242	0.843	
Pseudo R ²	0.163		

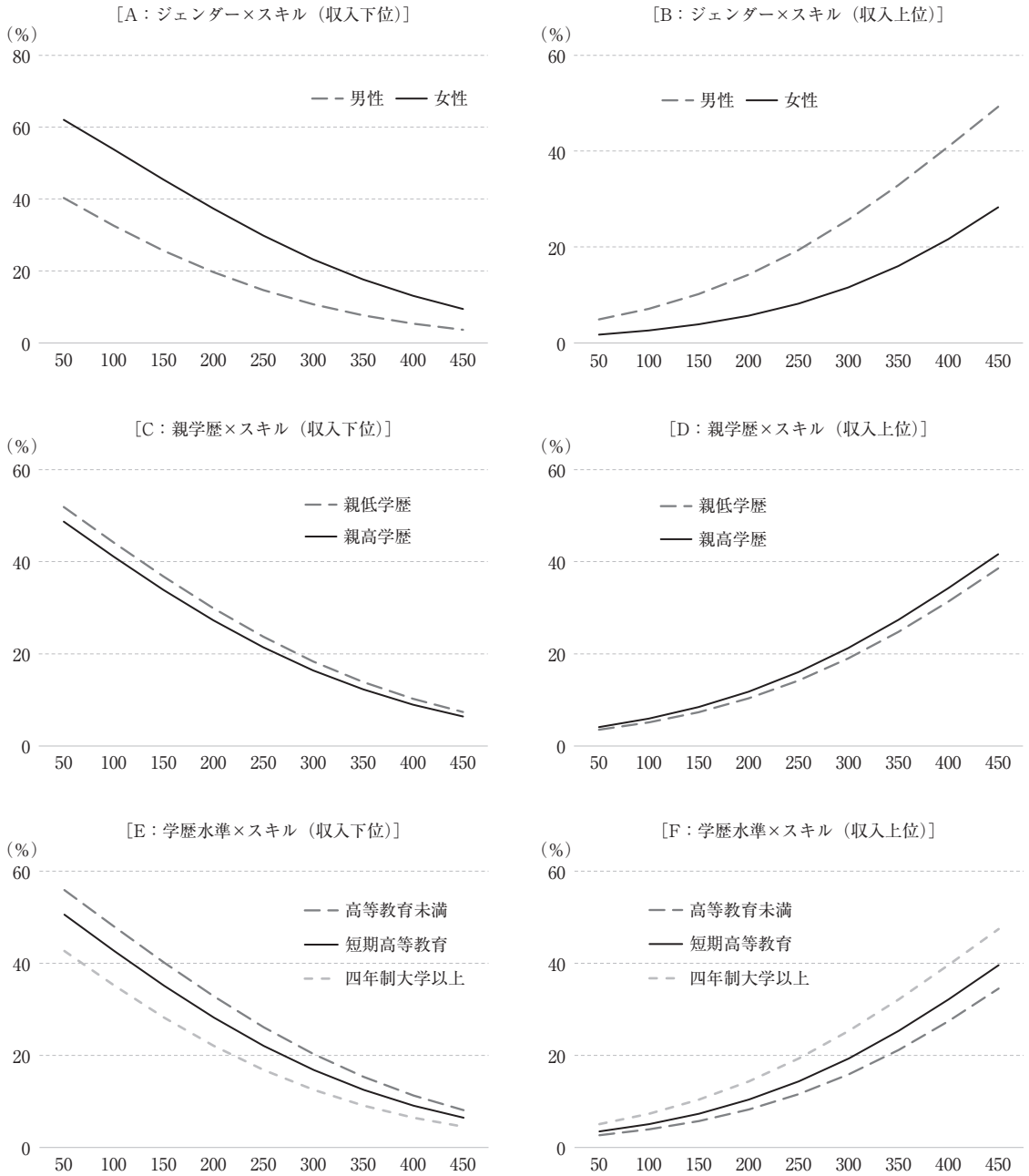
的アウトカムの結びつきを、誰もが同じように享受できることを保障しない。下図4は、個人のスキルレベル（X軸）に応じて最上位・最下位の収入五分位に分類される確率（Y軸）を異なる属性・学歴ごとに表したものである（紙幅の都合上、ジェンダー、親学歴、本人学歴別の分析のみ示している）。パネルAからは、性別にかかわらずスキルレベルが高いほど収入下位に陥るリスクが低くなる傾向が見て取れるが、低スキルと高スキルの差は女性の方が男性よりも大きい。例えばスキルスコアが50の男性と女性は、それぞれ収入下位となる確率が約40%と60%であり、低スキルと低収入の結びつきは女性の方が男性よりも強い。他方、スキルスコアが450の場合、低収入リスクは男女いずれも10%程度であり、これらが一定程度の因果関係を反映していると仮定すれば、高スキルはジェンダー格差を緩やかに解消しながら収入下位に陥る確率を低くする機能を有しているといえる。だが、収入上位の分布（パネルB）については対照的な構図が浮かび上がる。全体として、性別によらずスキルが高いほど高収入確率も高い傾向が見られ、またスキルスコア50程度の場合、男女ともに当該確率は5%程度にとどまる。しかし高スキルに着目すると、例えばスキルスコア450の男性は約50%が最高位の収入分位

に入り得る一方、同程度のスキルレベルでも女性では当該確率が30%未満にとどまる。この数値（30%未満）は、男性の場合にスキルスコア320程度で期待できる水準であり、逆に女性の場合にスキルスコア320で収入上位となる確率は15%弱である。すなわち、再び因果論的な観点に立てば、男女で同様にスキル向上を図った場合、低収入に陥るリスクは同程度まで低下する可能性がある一方、高収入を実現できる見込みは女性が男性よりも大幅に低くなる。PIAACスコア分布がだまかに100点=1標準偏差で設定されていることを踏まえると、この収入期待値の男女差は個人のスキル向上によって現実的に解消できるレベルではないことが明らかである。

他方、スキルと収入分位の関係について、親学歴による差は見られない。パネルC及びパネルDに示されているように、親学歴によらずスキルスコアが50程度の場合は収入下位確率が約50%、収入上位確率が5%未満であり、スキルスコアが高いほどそれぞれ下降・上昇し、450付近では低収入確率が7%未満、高収入確率が約40%となる。

学歴による差については、ジェンダーと同様の傾向が確認される。収入下位に陥る確率（パネルE）は、スキルレベルが低い場合に学歴差がより

図4 スキルレベルに応じた収入上位・下位五分位確率（ジェンダー，親学歴，自身の学歴別）



顕著であり，スキルスコア 50 の低収入リスクは高等教育未満の学歴保持者で約 55%，短期高等教育修了者で約 50%，四年制大学卒業者で約 40%であるのに対し，スキルスコア 450 では学歴にかかわらず 5%前後となる。他方，収入上位に到達する確率（パネル F）は，低スキルの場合に学歴差は見られないが（スキルスコア 50 で 3%程

度），高スキル（例えばスコア 450）では上記学歴の順に約 35%，40%，50%となる。このうち高等教育未満でスキルスコア 450 の 35%という確率は，四年制大学卒業者の場合スキルスコア 350 程度で期待できる水準であり，逆に同程度のスキルレベルの場合，高等教育未満の低学歴者が高収入を達成する見込みは約 20%にとどまる。これ

らの示唆については次節で詳述するが、少なくとも認知スキルというメリットと、それを統制した上で学歴という資格が有している価値を比較した場合、現在の日本において経済的アウトカムがスキルよりも名目的学歴によって強く規定されていることができる。

V まとめと示唆

急速に変動する社会経済的環境の中で、労働者がスキルを獲得・向上するための機会を拡充し、個人がより良い雇用や収入を得られるよう支援するとともに、社会全体での経済発展も促していく。このような政策議論は、スキルの経済社会的価値を示す昨今の学術的エビデンスとも合致するが、実際にスキルが経済的アウトカムに結びつくためには、メリトクラシーが現実の資源配分原理として機能していることが前提となる。仮に雇用や収入が個人のメリット（スキル・努力）以外の要素に強く規定されている場合、たとえ個々の労働者がリスクリング等を通じて新たなスキルを備えても、それが経済的なアウトカムに結びつくとは限らない。換言すれば、メリトクラシーが現実社会のメカニズムではなく人々がある種の幻想として思い描いている「想像のメリトクラシー」（Araki 2023a）であった場合、一定の属性や資源を有する人がスキルに対する高いリターンを得られる一方、スキルを高めても個人の資質ではなく社会構造によって望むようなアウトカムを得られない「スキルの罠」（Araki 2025a）に陥るケースも考えられる。

そこで本稿では、OECD・PIAACの最新データ（2022-2023年）を用いて、我が国においてスキルはそもそも高い収入に結びついているのか、その寄与度は他の要因に比して高いのか、そして誰もが同程度のリターンを期待できるのか検証した。PSM、ML、回帰モデルを通じて、認知スキルと収入の間にポジティブな関係があること、しかしジェンダーや学歴と比べてスキルの貢献度は相対的に小さいこと、さらにスキルへのリターンはジェンダーや学歴によって大きく異なることが明らかとなった。

以上の分析結果は一時点のデータに基づくものであり解釈は慎重に行う必要があるが、スキルの「効果」を一定程度反映していると想定すると、いくつか重要な示唆が得られる。第一に、個人個人のスキル拡充を目指す取り組み自体には一定の価値があると考えられる。なぜなら、相対的な貢献度にかかわらず、いずれの属性グループにおいてもスキルに対する収入リターンは確認されているからである。また、高スキルを伴うことで高収入を得られる確率には男女差が存在する一方、低スキル時に女性が低収入に陥るリスクは男性に比して高いものの、スキルが高いほど当該リスクは低くかつジェンダー格差が小さくなり、高スキルを保持している場合に低所得リスクの男女差は見られなくなる。さらに、親学歴別に比較した場合、スキルと収入の結びつきに有意差はなく、仮に親の学歴が低くとも高学歴の親を持つ層と変わらずスキルに対するリターンを期待することができる。加えて、政策的な努力がない場合にスキル獲得・向上の機会が必ずしも公正に配分されていない（例えば、社会経済的に有利な家庭環境を有する人の方が当該機会を得やすい）可能性を勘案すると、広くスキル促進を図ることによって、当該介入がなければスキルを伸ばせなかった層が裨益するとすれば、スキル効果の大きさにかかわらず政策的意義はあるといえよう。

しかし第二に、先述のように高スキルを保持した場合に高収入を得られる確率はジェンダーや学歴によって異なり、これらの属性・資格に基づく収入格差はスキルだけで解消することは難しい。そうした社会構造（根強いジェンダー格差や学歴主義的な資源配分メカニズム）に目を向けないまま、個人主義的・機能主義的な観点からスキルのポジティブな効果を強調して関連施策を進めた場合、たとえ個人レベルで努力をしてスキルを高めたとしても（すなわち評価されるべき「メリット」を蓄積しても）望むような経済的アウトカムを得られない可能性が少なからずある。そのような状況にもかかわらず、「想像のメリトクラシー」に囚われたままスキルの価値を妄信すると、本来は社会構造「スキルの罠」によって強く規定されている収入等の個人差が、各人のメリットに起因するも

のとして自己責任論の下で整理されてしまいかねない。また、日本において資格としての学歴が相対的に大きな影響力を有している一つの背景として、そもそも各職務を担う上で求められるスキル要件自体が明確ではなく、そのためスキルを評価し処遇に反映するのが難しいという実態も挙げられる（勅使河原 2025）。これらを踏まえると、スキル獲得・向上による潜在的な効果を公正に発現させるためには、個々人を後押しするのに加えて、ジェンダー格差やスキル要件・評価制度等の構造的な課題の解決を同時に推し進めていくことが不可欠である。

以上の議論を発展させ、より有意義な示唆を導くために、今後の研究において検討すべき課題を三点指摘したい。第一に、本稿では「メリット」の指標として認知スキルレベルを用いており、これは Young (1958) の定義とも整合的である。しかし、他のスキルタイプ（非認知スキル等）が地位達成において重要な役割を果たしていること（Cunha, Heckman and Schennach 2010；Deming 2017；Heckman, Stixrud and Urzua 2006）、そして日本においても多元的な「能力」とその更新が絶えず求められていること（中村 2018；本田 2005）を考えると、これら多様なスキルを加味した実証分析を行う意義は大きい。とりわけ、本稿では認知スキル並びに専攻分野を勘案した上で投入されている学歴水準を資格としての名目的学歴として位置づけているが、当該資格が忍耐力やコミュニケーションスキルなど広義の「メリット」を反映している可能性も否定できない。この場合、高収入を得る確率と学歴水準が強く結び付いている事実は、学歴主義的な資源配分メカニズムが機能している証左としてだけでなく、メリトクラティックな構造を映し出していると解釈することもできる。

第二に、こうした分析を進める上で、本稿は因果推論や機械学習の手法を取り入れ横断的なデータを最大限活用しているが、スキルや他要素の効果を精緻に見極める上では、パネル調査を通じて縦断的なデータを収集・活用することが欠かせない。現存するいくつかのパネル調査において、スキルに関連した項目を質問紙に入れている先見的

な事例もあるが、多くは主観的評価にとどまっているのが実態である。今後日本で展開するパネル調査においても、PIAAC のように標準化されたアセスメントを取り入れることができれば、あるいは他国で行われているように PIAAC 自体をパネル調査として設計し活用することができれば、分析の可能性が広がり政策や実務に対してより有意義な示唆を導き得る。

第三に、これらの展開を図る上で、国際比較は有用なアプローチとなる。他社会との比較を通じて日本の特異性や共通性に対する理解を深められるだけでなく、社会経済的な要因（教育政策、労働政策、ジェンダー格差など）を加味した検証を行うことで、スキルの効果とその公正性に影響を与え得る施策について、一国に焦点を当てた分析では得難い知見を導出できる可能性がある。その際、単に他国から日本が「学ぶ」だけでなく、日本を軸として精緻化したスキルに関する理論的・実証的なフレームワークや政策的含意を他国へ適用する努力も求められる（Araki 2025b）。こうした将来の研究や政策的議論に向けて、本稿で示した枠組みやエビデンスは一つの足がかりになるだろう。

参考文献

- 荻谷剛彦（1997）「日本のメリトクラシーはどこまで日本的か？」『社会学評論』47 巻 4 号，pp. 491-497.
- （2001）『階層化日本と教育危機——不平等再生産から意欲格差社会へ』有信堂高文社.
- 吉川徹（2009）『学歴分断社会』ちくま新書.
- 竹内洋（1995）『日本のメリトクラシー——構造と心性』東京大学出版会.
- 勅使川原真衣（2025）『学歴社会は誰のため』PHP 新書.
- 内閣府（2022）『新しい資本主義のグランドデザイン及び実行計画』。https://www.cas.go.jp/jp/seisaku/atarashii_sihonsyugi/index.html（URL の最終閲覧は 2026 年 3 月 13 日，以下同）
- （2025a）『「強い経済」を実現する総合経済対策』。https://www.kantei.go.jp/jp/headline/sougoukeizaitaisaku2025/index.html
- （2025b）『経済財政運営と改革の基本方針 2025』。https://www5.cao.go.jp/keizai-shimon/kaigi/cabinet/honebuto/2025/decision0613.html
- 中村高康（2018）『暴走する能力主義——教育と現代社会の病理』ちくま新書.
- 濱口桂一郎（2021）『ジョブ型雇用社会とは何か——正社員体制の矛盾と転機』岩波新書.
- （2023）「日本におけるジョブ型流行史」『日本労働研究雑誌』No. 755，pp. 4-14.
- 本田由紀（2005）『多元化する「能力」と日本社会——ハイ

- パー・メリトクラシー化のなかで』NTT 出版。
- 松岡亮二 (2019)『教育格差』ちくま新書。
- 八代充史 (2023)「メンバーシップ型雇用管理とジョブ型雇用管理」『日本労働研究雑誌』No. 755, pp. 34-43.
- Araki, S. (2020) "Educational Expansion, Skills Diffusion, and the Economic Value of Credentials and Skills," *American Sociological Review*, Vol. 85, No. 1, pp. 128-175. <https://doi.org/10.1177/0003122419897873>
- (2023a) "Beyond 'Imagined Meritocracy': Distinguishing the Relative Power of Education and Skills in Intergenerational Inequality," *Sociology*, Vol. 57, No. 4, pp. 975-992. <https://doi.org/10.1177/00380385231156093>
- (2023b) "Life Satisfaction, Skills Diffusion, and the Japan Paradox: Toward Multidisciplinary Research on the Skills Trap," *International Journal of Comparative Sociology*, Vol. 64, No. 3, pp. 278-299. <https://doi.org/10.1177/00207152212124812>
- (2025a) "Cross-national Variation in the Skills Trap: Illuminating the Heterogeneous Economic Returns to High Cognitive Skills," *European Sociological Review*, Vol. 41, No. 3, pp. 343-362. <https://doi.org/10.1093/esr/jcae048>
- (2025b) "Education and Multidimensional Inequalities in Contemporary Japan and Beyond: A Call for Longitudinal and Comparative Studies," *Sociology Compass*, Vol. 19, e70072. <https://doi.org/10.1111/soc4.70072>
- Araki, S. and Kariya, T. (2022) "Credential Inflation and Decredentialization: Re-examining the Mechanism of the Devaluation of Degrees," *European Sociological Review*, Vol. 38, No. 6, pp. 904-919. <https://doi.org/10.1093/esr/jcac004>
- Bandiera, O., Kotia, A., Lindenlaub, I., Moser, C. and Prat, A. (2024) "Meritocracy Across Countries," *NBER Working Paper*, 32375.
- Bia, M. and Mattel, A. (2008) "A Stata Package for the Estimation of the Dose-response Function through Adjustment for the Generalized Propensity Score," *Stata Journal*, Vol. 8, No. 3, pp. 354-373. <https://doi.org/10.1177/1536867x0800800303>
- Brand, J. E. (2023) *Overcoming the Odds: The Benefits of Completing College for Unlikely Graduates*, Russell Sage Foundation.
- Brand, J. E., Zhou, X. and Xie, Y. (2023) "Recent Developments in Causal Inference and Machine Learning," *Annual Review of Sociology*, Vol. 49, pp. 81-110.
- Breen, R. (2003) "Is Northern Ireland an Educational Meritocracy?" *Sociology*, Vol. 37, No. 4, pp. 657-675.
- Bukodi, E. and Goldthorpe, J. H. (2025) "Understanding Trends in Social Fluidity in Western Europe: Class Structural Change and the OED Triangle," *European Sociological Review*, Vol. 41, No. 3, pp. 363-381.
- Chen, T. and Guestrin, C. (2016) "XGBoost: A Scalable Tree Boosting System," *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp. 785-794. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>
- Cheng, S., Brand, J. E., Zhou, X., Xie, Y. and Hout, M. (2021) "Heterogeneous Returns to College over the Life Course," *Science Advances*, Vol. 7, No. 51, pp. 1-15. <https://doi.org/10.1126/sciadv.abg7641>
- Cunha, F., Heckman, J. J. and Schennach, S. M. (2010) "Estimating the Technology of Cognitive and Noncognitive Skill Formation," *Econometrica*, Vol. 78, No. 3, pp. 883-931. <https://doi.org/10.3982/ECTA6551>
- Deming, D. J. (2017) "The Growing Importance of Social Skills in the Labor Market," *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 132, No. 4, pp. 1593-1640. <https://doi.org/10.1093/qje/qjx022>
- Diprete, T. A. and Gangl, M. (2004) "Assessing Bias in the Estimation of Causal Effects: Rosenbaum Bounds on Matching Estimators and Instrumental Variables Estimation with Imperfect Instruments," *Sociological Methodology*, Vol. 34, No. 1, pp. 271-310.
- Farkas, G. (2003) "Cognitive Skills and Noncognitive Traits and Behaviors in Stratification Processes," *Annual Review of Sociology*, Vol. 29, pp. 541-562. <https://doi.org/10.1146/annurev.soc.29.010202.100023>
- Fiel, J. E. (2020) "Great Equalizer or Great Selector? Reconsidering Education as a Moderator of Intergenerational Transmissions," *Sociology of Education*, Vol. 93, No. 4, pp. 353-371. <https://doi.org/10.1177/0038040720927886>
- Fong, C., Hazlett, C. and Imai, K. (2018) "Covariate Balancing Propensity Score for a Continuous Treatment: Application to the Efficacy of Political Advertisements," *Annals of Applied Statistics*, Vol. 12, No. 1, pp. 156-177. <https://doi.org/10.1214/17-AOAS1101>
- Fujihara, S. and Ishida, H. (2024) "College Is Not the Great Equalizer in Japan," *Socius*, Vol. 10, pp. 1-19. <https://doi.org/10.1177/2378023123125558>
- Goldthorpe, J. (2003) "The Myth of Education-based Meritocracy: Why the Theory Isn't Working," *New Economy*, Vol. 10, No. 4, pp. 234-239. <https://doi.org/10.1046/j.1468-0041.2003.00324.x>
- Guardabascio, B. and Ventura, M. (2014) "Estimating the Dose-response Function through a Generalized Linear Model Approach," *Stata Journal*, Vol. 14, No. 1, pp. 141-158. <https://doi.org/10.1177/1536867X1401400110>
- Hanushek, E. A., Schwerdt, G., Wiederhold, S. and Woessmann, L. (2015) "Returns to Skills around the World: Evidence from PIAAC," *European Economic Review*, Vol. 73, pp. 103-130. <https://doi.org/10.1016/j.eurocorev.2014.10.006>
- Hanushek, E. A. and Woessmann, L. (2015) *The Knowledge Capital of Nations: Education and the Economics of Growth*, The MIT Press.
- Heckman, J. J., Stixrud, J. and Urzua, S. (2006) "The Effects of Cognitive and Noncognitive Abilities on Labor Market Outcomes and Social Behavior," *Journal of Labor Economics*, Vol. 24, No. 3, pp. 411-482.
- Hirano, K. and Imbens, G. W. (2004) "The Propensity Score with Continuous Treatments," in A. Gelman and X.-L. Meng (eds.) *Applied Bayesian Modeling and Causal Inference from Incomplete-Data Perspectives*, Wiley, pp. 73-84.
- Hout, M. (1984) "Status, Autonomy, and Training in Occupational Mobility," *American Journal of Sociology*, Vol. 89, No. 6, pp. 1379-1409.
- (1988) "More Universalism, Less Structural Mobility: The American Occupational Structure in the 1980s," *American Journal of Sociology*, Vol. 93, No. 6, pp. 1358-1400. <https://doi.org/10.1086/228904>
- ILO (2020) *Effective Governance and Coordination in Skills Systems: Towards a Lifelong Learning Ecosystem*, International Labour Organization.
- In, J. and Breen, R. (2023) "Social Origin and Access to Top Occupations among the Highest Educated in the United Kingdom," *Sociology of Education*, Vol. 96, No. 1, pp. 43-61. <https://doi.org/10.1177/00380407221128527>

- Kariya, T. and Rappleye, J. (2020) *Education, Equality, and Meritocracy in a Global age: The Japanese Approach*, Teachers College Press. <https://doi.org/10.1080/03050068.2021.1879421>
- Liu, Y., Just, A. and Mayer, M. (2023) *SHAPforxgboost: SHAP Plots for "XGBoost"*. <https://doi.org/10.32614/CRAN.package.SHAPforxgboost>
- OECD (2015) *Skills for Social Progress: The Power of Social and Emotional Skills*, OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/9789264226159-en>
- (2017) *OECD Skills Outlook 2017: Skills and global value chains*, OECD Publishing. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1787/9789264273351-en>
- (2024) *Do Adults Have the Skills They Need to Thrive in a Changing World? Survey of Adult Skills 2023*, OECD Publishing.
- (2025) *OECD Skills Outlook 2025: Building the Skills of the 21st Century for All*, OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/26163cd3-en>
- Rosenbaum, P. R. and Rubin, D. B. (1983) "The Central Role of the Propensity Score in Observational Studies for Causal Effects," *Biometrika*, Vol. 70, No. 1, pp. 41-55. <https://doi.org/10.1093/biomet/70.1.41>
- Sandel, M. J. (2020) *The Tyranny of Merit: What's Become of the Common Good?* Farrar, Straus and Giroux.
- Soto, C. J. and John, O. P. (2017) "Short and Extra-short Forms of the Big Five Inventory-2: The BFI-2-S and BFI-2-XS," *Journal of Research in Personality*, Vol. 68, pp. 69-81. <https://doi.org/10.1016/j.jrp.2017.02.004>
- Torche, F. (2011) "Is a College Degree Still the Great Equalizer? Intergenerational Mobility across Levels of Schooling in the United States," *American Journal of Sociology*, Vol. 117, No. 3, pp. 763-807. <https://doi.org/10.1086/661904>
- Witteveen, D. and Attewell, P. (2020) "Reconsidering the 'Meritocratic Power of a College Degree'," *Research in Social Stratification and Mobility*, Vol. 66. <https://doi.org/10.1016/j.rssm.2020.100479>
- World Economic Forum (2025) *Global Gender Gap Report 2025*, World Economic Forum. https://reports.weforum.org/docs/WEF_GGGR_2025.pdf
- Yamaguchi, K. (2019) *Gender Inequalities in the Japanese Workplace and Employment: Theories and Empirical Evidence*, Springer.
- Young, M. (1958) *The Rise of the Meritocracy*, Thames and Hudson.
- (1998) "Meritocracy Revisited," *Society*, Vol. 35, No. 2, pp. 377-379. <https://doi.org/10.1007/BF02838165>
- Zhou, X. (2019) "Equalization or Selection? Reassessing the 'Meritocratic Power' of a College Degree in Intergenerational Income Mobility," *American Sociological Review*, Vol. 84, No. 3, pp. 459-485. <https://doi.org/10.1177/0003122419844992>

あらき・さとし 香港大学社会学科助教授。最近の主な論文に "Reassessing Human Capital and Health Capital over the Life Course: Causal Mediation Analysis of Higher Education, Health, and Wages," *Social Science and Medicine*, Vol. 381, 118299, <https://doi.org/10.1016/j.socscimed.2025.118299> (2025 年) など。社会学・教育学・統計学専攻。