

---

## 特 集 III

---

### 国際的な視点から見たジェンダー研究の展開 (その2)

## 労働市場でスキルはどう評価され男女格差に関連するか？

### 一性別・学歴・スキル・職業からみた労働市場の構造比較一

鈴木 恭子

本稿は労働市場において性別・学歴・スキル・職業が賃金に及ぼす影響について、OECDによるPIAAC調査のデータより、イギリスと日本についてその相対的な大きさと経路を比較する。分析の結果、イギリスでは職業が賃金と強く関連するのに対し、日本では性別と賃金の直接の関連が強く、加えて性別は人的資本や職業を介しても賃金と関連している。イギリスでは高いスキルを要する職業につくことが男女賃金格差を縮小するのにに対し、日本ではそうした効果が見られない。さらに日本では、大卒という学歴を伴わない限り、たとえ高いスキルを有していても、職業達成との関連は小さく、賃金との関連もみられない。これらの結果は、労働市場で「スキル」が評価されて「職業達成」や「賃金」を引き上げるための回路が日本では十分確立しておらず、人的資本に投資しても賃金改善への効果は限定的である可能性を示唆する。男女賃金格差の縮小には、スキルと賃金の対応そのものを高めるような、労働市場の制度的改革が欠かせない。

キーワード：ジェンダー、スキル、賃金格差、人的資本、労働市場

## I. 背景

近年、労働市場における男女格差是正の取り組みに大きな注目が集まっている。2022年には、女性活躍推進法の厚生労働省令が改正され、常用労働者301人以上の企業を対象に「男女の賃金の差異」の公表が義務化された（厚生労働省 2022a）。各企業は男性の平均賃金に対する女性の平均賃金の割合をパーセントで示す必要があり、こうした情報開示が企業の賃金格差縮小にむけた努力を促すことが期待される。また一方では、政府が労働移動を促すリスキリング支援に5年で1兆円を投じる計画を表明したことで（日本経済新聞 2022年10月3日）、人的資本投資を通じたより良い就業機会への移動や生産性向上に注目が集まっている。こうした取り組みは格差改善への期待をもたらすものであるが、男女格差の縮小や労働移動の推進といった政策課題は長年の取り組みにもかかわらず思うような成果があがっていない。はたしてスキルに投資することは、男女格差縮小に有効なのだろうか？

人的資本への投資は、労働市場における格差の問題を解消する有効な手段とみなされてきた。経済学理論では均衡賃金は限界生産性に等いとされるから、賃金格差は生産性の違いに由来するのであり、したがって賃金が低い労働者の人的資本に投資して労働者の生産性を向上させればより高い賃金を実現できると考えられている。しかし、この「人的資本への投資が低賃金を解消する」という見方に、異を唱える立場もある。いわゆる「分断労働市場」論である (Berger and Piore 1980)。もし労働市場が処遇ルールの異なる複数の異質なセグメントに分かれ、またセグメントの間の自由な移動に障壁があるとすれば、人的資本に投資しても賃金の連続的な上昇は期待できない。そうした状況で求められる政策介入は、制度的障壁の除去である (Doeringer and Piore 1971)。また「社会的閉鎖理論」も、賃金が人的資本に規定されるという見方を批判し、社会集団 (多くの場合は職業集団) が様々な制度的障壁を構築し労働力の移動を制限することで、集団間の賃金格差が生じるとする (Weeden 2002)。

経済学が想定する、「人的資本投資→生産性上昇→賃金」というという関係が各国の労働市場でどの程度成り立っているのかは、経験的な実証に開かれた問いである。欧米ではそうした原則が“プライマリ”なセグメント (一次部門) に成立していればこそ、人的資本が賃金と対応しない“セカンダリ”なセグメント (二次部門) が問題視されたともいえる。日本についてみれば、これまで企業規模間・男女間・雇用形態間など、労働市場内におけるさまざまな分断 (= 処遇の異質性) が観察されてきた (鈴木 2018)。だが「人的資本」がジェンダーとの関連でどのように労働市場に位置づけられ評価されているかは、必ずしも十分な研究の蓄積があるとはいえない。というのも、「人的資本」は測定が難しいためである。

日本の労働研究では、「熟練」という概念が賃金を規定する要因として重要な位置を占めてきたが (小池 1991)、「知的熟練」論はしばしば実証的根拠を欠いていることを批判されてきた (大沢 1993; 濱口 2015)。人的資本投資に巨額の公的資金が投じようとするいま、あらためて労働市場においてジェンダーや人的資本が果たす役割が、日本と他の国とでどのように違うのかを問う必要がある。日本の労働市場において、性別はどのような影響を持つのか。人的資本なかでもスキルは日本の労働市場でどのような位置を占めているのか。スキルを高めることは賃金にどのような影響を及ぼし、それは性別とどのように関わっているのか。本稿では、「性別」「人的資本」「職業」が賃金に及ぼす影響をその経路に注目して明らかにし、スキルへの投資が男女間賃金格差の縮小に有効かを検討する。もし、人的資本を賃金につなげる回路がそもそも目詰まりしているのであれば、人的資本投資が賃金格差を改善する余地は限られるのである。

## II. 先行研究

男女間の賃金格差がどのような要因に起因するかについては、これまで多くの研究の蓄積がある。なかでも大きな影響力を持ったのが「人的資本論」で、男性と女性では学歴や

勤続年数など人的資本量に違いがあり、それが生産性の違いとなって賃金格差を帰結するとされる。これに対抗する「分断労働市場論」では、そもそも労働市場はひとつのメカニズムで動くのではなく、複数のセグメントに分断され賃金を決定するメカニズムが異なっていることで賃金格差が生じるとみる。たとえば同じ学歴や勤続年数を有していても、男女でリターンの大きさが異なることで、男女賃金格差に帰結すると評価する（ホーン川嶋 1985, 中田 1997など）。この2つの立場の違いは、格差縮小に向けた政策を検討する際に重要な意味を持つ。ひとつのメカニズムが機能する連続的な労働市場においては、女性は人的資本を蓄積することによって生産性をあげ、漸進的に高い賃金に移動できる。しかし、労働市場が分断されていたら、人的資本を蓄積してもセグメントを移動出来ない限り、賃金が上がらない。したがって、その制度的な断絶を解消する施策がより重要になる（Doeringer and Piore 1971）。「社会的閉鎖理論」もまた、人的資本が賃金を決定するという見方に異を唱える。労働市場には「人的資本」の他に重要な構成要素として「職業」があるが、職業集団はしばしば労働供給制限やライセンスなどの手法を用いてサービス価格を引き上げ、高賃金を実現している（Weeden 2002）。多くの国の労働市場において「職業」は賃金を直接に規定する要因である。

山口一男（2017）は、男女賃金格差の研究においてこれまで日本で職業分離の研究がきわめて少ないことを指摘する。日本の雇用慣行では同一職業内で雇用形態や勤続年数などの違いによって大きな賃金格差があるため、「職業」が賃金を規定する側面が重視されてこなかった（山口 2017: 88）。だが男女間の賃金格差においては、雇用形態がもたらす格差以上に、職業分離がもたらす格差は深刻である。山口（2008）によると男女賃金格差において雇用形態の違いは格差の1/3ほどしか説明せず、格差の半分以上は正規雇用内で生じている。男女の職業分離に注目した山口（2017）の分析によると、とくに女性が事務職とヒューマンサービス系の専門職に集中し、また彼らの賃金が男性に比べて大きく低いことが、正規雇用内部における男女賃金格差の主因である<sup>1)</sup>。性別と職業がどのように関連しているか、またその性別職域分離を背景に職業と賃金がどのように関連しているかは、男女格差の重要なメカニズムである。

さらに近年、スキルに関する研究も蓄積されている。従来は「人的資本」の代理変数としてしばしば「教育年数」が用いられてきたこともあり、教育を受けることと実際に本人がどの程度の能力を有するかは必ずしも区別されてこなかった。Satoshi Araki（2020）はここに「学歴」と「スキル」の区別を持ち込み、OECDによるPIAACのデータを用いて学歴とスキルがそれぞれ賃金にあたる影響の推移を分析している<sup>2)</sup>。それによると、学歴とスキルはそれぞれ独立して職業達成と賃金を引き上げる影響があるものの、学歴の方がずっと影響が大きいことが明らかにされている。つまり、高学歴の場合はたとえスキルが低くても職業達成が高いが、学歴が低い場合は高いスキルを持っていても職業達成が

---

1) 山口（2017）によると女性が集中するヒューマンサービス系専門職は、専門職にも関わらず、男性のブルーカラー労働者よりも平均賃金が低い。これは日本の労働市場において、欧米的な職業と賃金との関連（＝専門職は賃金が高い）を、性別による意味づけが上書きしている例（＝女性が担う労働は価値が低い）ともいえる。  
2) ここでのスキルは読解力や数的思考力など、おもに教育を通じて獲得される認知的能力を指している。

低い。だが近年は学歴へのリターンが低下しつつある一方、スキルはリターンの水準を維持しており、スキルの重要性が高まりつつあることも示唆した。

こうした研究により、「学歴」「スキル」「職業」といったさまざまな要因が男女賃金格差を生み出すメカニズムが明らかになってきた。だが、これらの要因が及ぼす影響の相対的な大きさや、ある要因が別の要因を経由して影響を及ぼすといった経路の多様性は必ずしも十分に考慮されない。そこで本稿では、性別・スキル・学歴・職業が賃金に及ぼす影響を同時に評価することを試み、各要因が及ぼす影響の相対的な強さや経路の影響を検討する。その際、Araki (2020) で用いられた分析枠組みを採用して、学歴とスキルを区別した上で各要因と賃金との関連を検討する。

### Ⅲ. 分析モデルとデータ

#### 1. 基本的な考え方

ある労働市場で、性別・人的資本・職業が賃金に与える影響は、図1のように表現できる。

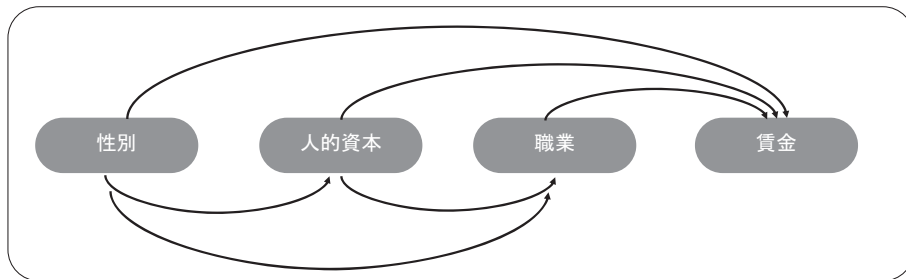


図1 賃金を規定する要因の関係

まず、性別は生得的な属性なので、図中で起点となっている。個人は人的投資を通じて、人的資本を獲得する。このとき、性別により獲得する人的資本に差がある場合があるから、性別と人的資本は関連している。その後、個人は獲得した人的資本を活かして職業につく。どのような職業につくかは人的資本に規定されるが、性別から直接影響を受ける場合もある。最後に、職業は賃金を規定する。しかし、賃金を規定するのは職業だけではなく、人的資本や、場合によっては性別から直接影響される場合もある。本稿では、これらの経路がそれぞれどのような太さで繋がれているのかを推定することで、各要因が労働市場でどのように位置づけられるかを評価したい。

本稿の目的は日本の労働市場の構造的な特徴を明らかにすることにあるが、その際ベンチマーク対象としてイギリスを選択する。小松恭子 (2021) は、本稿と同じ OECD による PIAAC 調査のデータを用いて、各人が有する「スキル」がどのように就業確率および賃金水準に影響するのかを、日本・韓国・イギリス・ノルウェーの4カ国で比較している。それによると、日本では女性は高いスキルを持っていても子供がいると就業確率が低く、

スキルが充分活用されていない。小松によれば、これら4カ国は性別役割分業・両立支援制度・税制・社会保障制度などそれぞれに異なる特徴を持つが、韓国は社会制度・価値観・男女格差の度合いとも日本に類似しており、またノルウェーは多くの点で日本と対照的な社会制度・価値観を有するが、男女格差自体が小さいために日本との比較に難しさがある。一方で、イギリスは社会制度や価値観では日本より男女平等が浸透しているものの、労働市場のアウトカムに男女格差が残る。また小松の分析結果から、イギリスはスキルに対する就業確率や賃金の反応が大きく、労働市場においてスキルが評価される国であることが分かる。つまり図1で想定したモデルに近い事例と考えられることをふまえて、本稿ではイギリスとの比較を通じて日本の労働市場の構造的な特徴を評価する。

## 2. 使用するデータと変数

本稿は、OECDが2011年に実施した国際成人力調査（PIAAC, Programme for the International Assessment of Adult Competences）のデータを使用する。この調査はOECD加盟国24か国が参加し、16歳～65歳までの男女を対象に成人のスキルに関する多様な情報を収集している。本調査のメリットは、多くの国を同じフレームワークで調査しているため、データ比較が容易なことである。また本分析に用いる、賃金・学歴・スキル・職業に関する情報を幅広く備えている。とくにスキルについては、実際にテストを通じて「読解力」「数的思考力」等の認知的能力を測定している点が貴重である。

分析は、20歳から59歳までの男女、自営業・家族従業者は除いた被雇用者のみを対象とする。予備的な分析によると、本稿の分析に年齢は大きな影響を持っている<sup>3)</sup>。年齢の効果を検証するため、10歳刻みの年齢の変数をコントロール変数としてモデルに投入する。

賃金は、ボーナスを含む賃金を労働時間で割って、時間あたり賃金を計算し、その対数をとる。各国通貨の値を使用し、同じ通貨への換算は行わない<sup>4)</sup>。

人的資本については、「学歴」と「スキル」を区別する。まず、「学歴」については大学卒業以上の学歴を1とし、それ未満を0とするダミー変数を作成する。ここでの「大学」とは、ISCED 2011 (International Standard Classification of Education) レベル6以上とし、レベル5は除外した<sup>5)</sup>。Araki and Kariya (2022) は、レベル5と6では労働市場のアウトカムに及ぼす影響が異なることを明らかにしている。日本では、短期大学・専門学校・高等専門学校の専攻科がレベル5に、4年制大学がレベル6に該当するが、日本の短期大学は女性に大きく偏る実態があるため、この点はジェンダーの影響を分析するうえで重要である。予備的分析の結果、本稿のモデルでもレベル5と6で労働市場のアウトカムに大きな影響があることが確認された。

3) 本分析で採用したモデルにおいて年齢は大きな効果を持っており、とくに50歳代においては学歴やスキルが他の年代とは異なる意味合いを持っている。だが本分析は一時点のクロスセクションデータを用いているので、それが年齢を重ねることによる人的資本の価値の高まりなのか、あるいは労働市場の経年的な変化であるかを識別することは難しい。

4) 通貨換算は為替レートの影響を受けること、通貨が異なっても対数をとることで変化率を比較できることから、各国通貨をそのまま用いることとした。

5) PIAACデータではISCED 1997が用いられており、ISCED 2011のレベル5は1997版のレベル5Bに、レベル6はレベル5Aに相当する。

トカムや性別との関連に大きな違いが生じたため、レベル6以上（4年制大学以上）を「高学歴（High Credential）」、レベル5以下（短期大学・専門学校・高校等）を「低学歴（Low Credential）」とする2値変数を採用した。

スキルについては、調査内で測定された個人の「読解力」と「数的思考力」の得点を使用する。得点は0から500点に分布し、得点に応じてProficiency Levelが定められている。ここでは「読解力」と「数的思考力」の平均点を個人ごとに計算し、得点が326点以上を「高スキル（High Skills）」と定義し、それ以下を「低スキル（Low Skills）」とする2値変数を採用した。この326点という閾値より上の値は、Proficiency Level 4および5に相当する<sup>6)</sup>。

さらにAraki（2020）のアプローチにならい、上で定義された「学歴」と「スキル」の2軸を組み合わせて、「高学歴・高スキル（HCHS）」「高学歴・低スキル（HCLS）」「低学歴・高スキル（LCHS）」「低学歴・低スキル（LCLS）」の4つのカテゴリーを作成する。「低学歴・低スキル（LCLS）」と比較することにより、それぞれ学歴だけ高い場合、スキルだけ高い場合、学歴もスキルも高い場合の影響を評価できる。この手法の目的は、職業や賃金に及ぼす影響を「学歴」と「スキル」で分けて捉えることである。

職業についても同様に、Araki（2020）で用いられているカテゴリーを採用する。これは、国際職業標準（ISIC）による分類で、職業をスキルレベルに応じた4段階、skilled / semi-skilled white collar / semi-skilled blue collar / elementaryに分類するものである。このうち一番上に位置するSkilled Occupationに分類された職業を「高スキル職」と定義し、それ以外を「低スキル職」と定義する（Araki 2020）<sup>7)</sup>。「高スキル職」に1、「低スキル職」に0をわりあてる2値変数を作成する。

さらに、家庭背景も人的資本の獲得・職業達成・賃金に影響することから、交絡因子としてコントロールする。本分析では家庭背景として、両親の学歴を用いることとし、父親もしくは母親のいずれかもしくは両方が大卒だった場合に1を、いずれも大卒でない場合に0をわりあてる2値変数を用いる<sup>8)</sup>。

今回は、変数の解釈を容易にする目的で、全体に2値変数を使用する方針とした。しかし、いずれの変数も別の操作化の可能性、とくに連続変数として定義できる可能性がある。たとえばAraki（2020）では、スキル、教育年数、職業などについて、いずれも別の閾値や連続変数を用いてモデルの頑健性を検証している。本稿では紙幅等の都合でこうした

---

6) 連続変数であるスキルを二値変数に変換する場合、閾値をどう定めるかが問題となる。今回採用したProficiency Levelは各国で共通だが、日本は全般的にスキルの得点が高いため、高スキルに該当する人の割合が高くなる特徴がある。Araki（2020）はPIAAC調査におけるスキルレベルについて異なる閾値を用いた場合の影響を検証している。

7) 職業は、年収のように一直線上に分布する連続変数とは異なり、本来は水平的に分化するカテゴリーであるため、職業カテゴリー間に序列をつけて一直線上に並べることは難しい。そのため、分析にあたって職業を序列化するためには、しばしば年収水準が用いられることがある。本分析においてはこの方法を取らず、「高スキル職」「低スキル職」という2値変数を用いる。

8) これまで日本の労働研究では賃金関数の推定に家庭環境をコントロールすることはあまり行われてこなかったが、出身階層が学歴獲得や職業達成にどのような影響をおよぼすかは階層研究の重要な関心である。本分析では、労働市場における性別・学歴・スキル・職業の相対的な位置関係を明らかにするうえで重要な要因であると考え、すべてのモデルにおいて家庭環境の変数をベースラインとする。

検証を省略するが、さまざまな変数の可能性を探ってモデルをより精緻化していくことは、今後の課題としたい。分析に使用するデータの記述統計を表1に掲げる。

表1 記述統計

	イギリス (UK)						日本 (JP)					
	全体		男性		女性		全体		男性		女性	
	mean	sd	mean	sd	mean	sd	mean	sd	mean	sd	mean	sd
学歴ダミー(大卒以上)	0.367	0.482	0.360	0.480	0.372	0.483	0.313	0.464	0.408	0.492	0.212	0.409
高スキルダミー	0.145	0.352	0.195	0.396	0.109	0.312	0.255	0.436	0.311	0.463	0.196	0.397
読解力点数	285	44	287	45	283	42	304	36	306	37	303	35
数的思考力点数	275	48	283	51	270	46	297	41	303	43	290	38
高学歴・高スキルダミー(HCHS)	0.093	0.291	0.116	0.321	0.077	0.267	0.152	0.359	0.205	0.404	0.095	0.293
高学歴・低スキルダミー(HCLS)	0.274	0.446	0.244	0.430	0.294	0.456	0.162	0.368	0.203	0.402	0.118	0.323
低学歴・高スキルダミー(LCHS)	0.051	0.221	0.078	0.269	0.032	0.177	0.104	0.305	0.106	0.308	0.102	0.302
低学歴・低スキルダミー(LCLS)	0.582	0.493	0.561	0.496	0.596	0.491	0.583	0.493	0.486	0.500	0.686	0.464
高スキル職ダミー	0.450	0.498	0.481	0.500	0.427	0.495	0.381	0.486	0.466	0.499	0.289	0.454
両親学歴ダミー	0.247	0.431	0.263	0.440	0.236	0.424	0.342	0.474	0.351	0.478	0.332	0.471
20歳代ダミー	0.211	0.408	0.208	0.406	0.212	0.409	0.203	0.403	0.216	0.412	0.190	0.392
30歳代ダミー	0.303	0.460	0.308	0.462	0.300	0.458	0.296	0.457	0.297	0.457	0.295	0.456
40歳代ダミー	0.278	0.448	0.279	0.448	0.278	0.448	0.267	0.443	0.256	0.436	0.280	0.449
50歳代ダミー	0.208	0.406	0.205	0.404	0.210	0.408	0.233	0.423	0.231	0.422	0.235	0.424
時間あたり賃金	12.65	16.52	15.49	16.43	10.65	16.30	1,781	1,994	2,350	2,402	1,171	1,158
n	3,589 (100%)		1,479 (59%)		2,110 (41%)		2,670 (100%)		1,380 (48%)		1,290 (52%)	

### 3. 分析モデル

#### (1) 要因間の関連のあるべき姿

本稿では性別と賃金との関連に複数の経路を想定し、要因間の関連の強さを検討することを通じて、労働市場において各要因がどのような構造のなかに位置づけられるかを明らかにする。起点となる要因は「性別」(X)、最終的な変数は「賃金」(Y)であり、その間を「人的資本」(M<sub>1</sub>)と「職業」(M<sub>2</sub>)という2つの要因が媒介すると考える。「賃金」(Y)に直接つながる経路の係数を(θ)で示し、それ以外の要因間の経路の係数を(β)で示す。

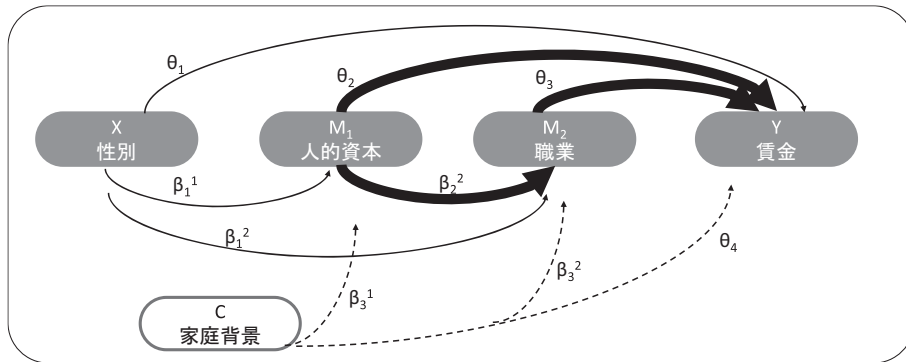


図2 賃金を規定する要因間の関係(あるべき姿)

先に図1において「性別」「人的資本」「職業」が「賃金」の関連を図示したが、図1に示したすべての経路がすべて等しい重みを持つわけではない。図2は要因間の「あるべき姿」を示している。ヨーロッパ型の伝統的な労働市場では、歴史的に労働組合が職業への入職やその賃金を規制してきたこともあり、教育や訓練などの人的資本の蓄積がどのような職業につけるかを規定する面が強い(β<sub>2</sub><sup>2</sup>)。また労働組合の賃金協約などを通じて職業

ごとに賃金水準が定められる場合も多く、職業が賃金を強く規定する ( $\theta_3$ )。それに対して、人的資本と賃金との直接の関連 ( $\theta_2$ ) が強い社会も想定できるだろう。たとえば日本では、労働市場横断的な職業の存在感が弱い一方で、企業内での賃金決定が発達しているために、個人の人的資本が職業とは独立して賃金を規定する面が強いことが想定できる。

「性別」は人的資本・職業・賃金にそれぞれ影響を及ぼしうるが ( $\beta_1^1, \beta_1^2, \theta_1$ )、この経路はいずれも「男女格差」につながりうるという観点からは、望ましくないものといえる。具体的には、「性別」から「人的資本」に影響があることは ( $\beta_1^1$ )、男女によって人的資本(学歴やスキル)の達成度が異なることを意味する。また、「性別」から「職業」への影響は ( $\beta_1^2$ )、男女によって職業達成に違いがある (=性別職域分離) ことを意味する。そして、「性別」から「賃金」への影響は ( $\theta_1$ )、男女の違いが賃金に直接関連することを意味する。

家庭背景 (C) は、人的資本・職業・賃金に影響を与えうる交絡因子として考慮するが、その影響の有無が本稿の主要な関心ではないため、図中では点線で表示する。

本稿では、日本とイギリスのデータを用いて実際の労働市場における要因間の構造を推定する。その際、図2で示したあるべき姿をベンチマークにしなが、そこからの違いに注目して両国の労働市場の特徴を明らかにしていく。

## (2) 学歴とスキルを区別しない分析

### Model1: 基本モデル

以下に図2に示した要因間の関連についての労働市場の構造を定式化する。各要因から別の要因への影響は、以下の3つの方程式で表される (X: 女性ダミー, M<sub>1</sub>: 高学歴ダミー, M<sub>2</sub>: 高スキル職ダミー, C: 両親大卒ダミー)。

$$Y = \theta_1 X + \theta_2 M_1 + \theta_3 M_2 + \theta_4 C \quad \dots \dots (1)$$

$$\text{logit } P[M_2 = 1 | X, M_1] = \beta_1^2 X + \beta_2^2 M_1 + \beta_3^2 C \quad \dots \dots (2)$$

$$\text{logit } P[M_1 = 1 | X] = \beta_1^1 X + \beta_3^1 C \quad \dots \dots (3)$$

これは3つの式からなる構造方程式で、XからYの関連の間に2つの Mediator (M<sub>1</sub>, M<sub>2</sub>) を想定する Mediation Model である (VanderWeele & Vansteelandt 2013)。だが本分析では媒介された間接効果 (Indirect Effect) より、要因間の直接の関連 (Direct Effect) に主要な関心がある<sup>9)</sup>。性別 (X) から賃金 (Y) への直接効果は  $\theta_1$ 、人的資本

9) 本モデルは変数同士のあいだに双方向の関係性・ループ・誤差項の相関等を想定しない recursive モデルのため、同時推定は不要で OLS で個別に式を推定する (Paxton et al. 2011)。ただし、モデルに2つ以上の mediator を含む場合、各推定式に関連する変数をすべて含める必要がある。(たとえば、X->M1->Y の推定にも M2 を含め、X->M2->Y の推定にも M1 を含める)。このモデルは mediator 同士に関連があっても使用でき、また mediator に影響を与える共通の観察されない要因があったとしても、推定結果がロバストである (VanderWeele & Vansteelandt 2013)。



(M<sub>1</sub>) から賃金 (Y) への直接効果は  $\theta_2$ , 職業 (M<sub>2</sub>) から賃金 (Y) への直接効果は  $\theta_3$  である. Model1 では, 人的資本 (M<sub>1</sub>) の変数として「高学歴ダミー」(大卒以上で 1 をとる) を用い, スキルの変数は含まれない. 2 つの媒介変数 M<sub>1</sub> および M<sub>2</sub> は二値変数であるため, (1)(2) は Logit モデルを採用する.

このような非線形式をモデルに含む場合, 媒介変数を経由した間接効果の計算は複雑になる<sup>10)</sup>. Imai, Keele, and Tingley (2010), Tingley et al. (2014) は, 反実仮想的な枠組みにもとづく causal mediation effect を定義してノンパラメトリックな推定方法を提案しており, そのアプローチは非線形式を含むモデルにも適用できる<sup>11)</sup>. Causal mediation effect は, 先行変数 (本分析における X: 性別) の値を固定したとき, 媒介変数 (M<sub>1</sub>: 学歴, M<sub>2</sub>: 職業) の値の違いによってアウトカム変数 (Y: 賃金) に生じる差のことを指し, 以下のとおり定義される. (t: 先行変数の値, M<sub>i</sub>(t): 先行変数の値を t としたときの個人 i の媒介変数の値)

$$\delta_i(t) \equiv Y_i(t, M_i(1)) - Y_i(t, M_i(0)) \quad (t=0,1) \quad \dots \quad (4)$$

ある個人 i について実際に観察されるのは M<sub>i</sub>(1) もしくは M<sub>i</sub>(0) のいずれかであるから, 右辺の一方の項は常に観察されない. そこで反実仮想的な潜在アウトカムを想定し, そこから個人 i についての mediation effects を計算する. その値をすべての i について平均したものが Average Causal Mediation Effect (ACME) である. 潜在アウトカムは, 推定された回帰式を用いた予測値として計算される. 推定のアプローチは, 以下の数式で定義される ACME を, ブートストラップ法によるシミュレーションで計算する<sup>12)</sup>.

$$\bar{\delta}^j(t) = \frac{1}{nk} \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K \{ Y_i^{jk}(t, M_i^{jk}(1)) - Y_i^{jk}(t, M_i^{jk}(0)) \} \quad \dots \quad (5)$$

(j: bootstrap のサンプル, k: 個人について先行変数の値ごとに, mediator の値をシミュレーションする回数, n:1 サンプルあたりのサイズ, t: 先行変数の値 (0,1))

本稿の分析では, ACME の推定が目的ではないが, 要因間のパスの構造を理解するために ACME の大きさを参考情報として利用する<sup>13)</sup>.

10) 仮に M<sub>1</sub> および M<sub>2</sub> が連続変数で 3 つの式が線形回帰式で構成される場合には, 媒介変数を経由する間接効果は, 2 つのパスの係数をかけあわせたものとなる. すなわち, 性別 (X) から人的資本 (M<sub>1</sub>) を経由した賃金 (Y) への効果は  $\beta_1 \theta_2$ , 性別 (X) から職業 (M<sub>2</sub>) を経由した賃金 (Y) への効果は  $\beta_1 \theta_3$  である.

11) VanderWeele & Vansteelandt (2013) では, 線形構造方程式を Logit モデルの係数推定に拡張した, パラメトリックなモデルが提案されている.

12) 推定は R の “mediation” パッケージを使用した.

13) このモデルは, 先行変数の割当がランダムであること, 媒介変数もランダムであってその後の交絡因子と関連しないという強い仮定をおく. 本モデルでは, これらの仮定が必ずしも満たされるとはいえない (媒介変数である「人的資本」がその後「学歴」という媒介変数に関連することを想定しているため).

### Model2：性別によるモデレーションの有無を検証する

上記のモデルは、人的資本や職業が賃金等に及ぼす影響が、すべての人で同一であることを仮定している。だが、人的資本や職業が及ぼす影響は性別によって異なる可能性がある（たとえば同じ学歴でも女性は男性よりもリターンが低い等）。そのため Model2 では、媒介変数および交絡因子の効果に、性別によるモデレーションが存在するかを検証する。具体的には、推定式に  $M_1$ 、 $M_2$ 、 $C$  と性別 ( $X$ ) との交差項を追加する（以下の太字部分）（ $X$ : 女性ダミー,  $M_1$ : 高学歴ダミー,  $M_2$ : 高スキル職ダミー,  $C$ : 両親大卒ダミー）

$$Y = \theta_1 X + \theta_2 M_1 + \theta_3 M_2 + \theta_4 C + \theta_5 M_1 X + \theta_6 M_2 X + \theta_7 CX \quad \dots \quad (6)$$

$$\text{logit } P[M_2 = 1 | X, M_1] = \beta_1^2 X + \beta_2^2 M_1 + \beta_3^2 C + \beta_4^2 M_1 X + \beta_5^2 CX \quad \dots \quad (7)$$

$$\text{logit } P[M_1 = 1 | X] = \beta_1^1 X + \beta_3^1 C + \beta_5^1 CX \quad \dots \quad (8)$$

上記のモデルを推定して、性別との交差項の係数 ( $\theta_5$ ,  $\theta_6$ ,  $\theta_7$ ,  $\beta_4^2$ ,  $\beta_5^2$ ,  $\beta_5^1$ ) が有意であれば、性別によるモデレーション効果が存在し、人的資本や職業が賃金に及ぼす影響は男女で違いがあることを意味する。交差項の係数が有意でなければ、性別によるモデレーション効果の仮説は棄却される (Muller et al. 2005)。

### Model3：年齢をコントロールする

労働市場の構造はまた、年齢によって大きく異なることも考えられる。とくに日本では男性の正社員について年齢とともに賃金が上昇する傾向が広く観察されることから、年齢によって学歴や人的資本と賃金との関連が異なる可能性がある。一方で、女性正社員については近年勤続年数が伸びて賃金水準も上がるなどの変化がみられることから、性別の効果が年齢によって異なる可能性も想定される。Model3 では、この年齢と性別の関連を検証するため、20歳代を基準として30歳代・40歳代・50歳代のダミー変数とともに、それらと性別との交差項を追加する。

( $X$ : 女性ダミー,  $M_1$ : 高学歴ダミー,  $M_2$ : 高スキル職ダミー,  $C$ : 両親大卒ダミー,  $A_1$ : 30歳代ダミー,  $A_2$ : 40歳代ダミー,  $A_3$ : 50歳代ダミー)

$$Y = \theta_1 X + \theta_2 M_1 + \theta_3 M_2 + \theta_4 C + \theta_5 M_1 X + \theta_6 M_2 X + \theta_7 CX + \sum(\theta_{8,l} A_l + \theta_{9,l} A_l X) \quad (l=1,2,3) \quad \dots \quad (7)$$

$$\text{logit } P[M_2 = 1 | X, M_1] = \beta_1^2 X + \beta_2^2 M_1 + \beta_3^2 C + \beta_4^2 M_1 X + \beta_5^2 CX + \sum(\beta_{6,l}^2 A_l + \beta_{7,l}^2 A_l X) \quad (l=1,2,3) \quad \dots \quad (8)$$

$$\text{logit } P[M_1 = 1 | X] = \beta_1^1 X + \beta_2^1 C + \beta_3^1 CX + \sum(\beta_{6,l}^1 A_l + \beta_{7,l}^1 A_l X) \quad (l=1,2,3) \quad \dots \quad (9)$$

(3) 学歴とスキルを区別した分析

Model4：人的資本を学歴とスキルに区別する

ここまでは「人的資本」に学歴の変数を用いてきたが、Model4から「学歴」と区別して「スキル」の変数を追加する。先に説明したとおり、「高学歴・高スキル (HCHS)」「高学歴・低スキル (HCLS)」「低学歴・高スキル (LSHS)」「低学歴・低スキル (LCLS)」の4つのカテゴリーを使用する。このうち「低学歴・低スキル」をベースカテゴリーとし、残りの3つをダミー変数としてモデルに投入する (太字部分)。

(X：女性ダミー，  $M_{1,1}$ ：HCHS，  $M_{1,2}$ ：HCLS，  $M_{1,3}$ ：LCHS，  $M_2$ ：高スキル職ダミー， C：両親大卒ダミー)

$$Y = \theta_1 X + \sum (\theta_{2,k} M_{1,k}) + \theta_3 M_2 + \theta_4 C + \sum (\theta_{5,k} M_{1,k} X) + \theta_6 M_2 X + \theta_7 C X \quad \dots \dots (10)$$

$$(k=1,2,3)$$

$$\text{logit } P[M_2 = 1 | x, m_1] = \beta_1^2 X + \sum (\beta_{2,k}^2 M_{1,k}) + \beta_3^2 C + \sum (\beta_{4,k}^2 M_{1,k} X) + \beta_5^2 C X \quad \dots \dots (11)$$

$$(k=1,2,3)$$

$$\text{logit } P[M_{1,k} = 1 | x] = \beta_1^{1,k} X + \beta_3^{1,k} C + \beta_5^{1,k} C X \quad (k=1,2,3) \quad \dots \dots (12)$$

このとき新たに加えた変数の係数について、 $\beta_{2,k}^2$  が表すものは、「低学歴・低スキル (LCLS)」と比べたときのそれぞれのダミー変数が、高スキル職に付く確率の対数オッズ比である。また  $\theta_{2,k}$  が表すのは、「低学歴・低スキル (LCLS)」と比べたときのそれぞれのダミー変数が賃金を高める限界効果である。これらの係数から、ベースカテゴリーと比べて、学歴だけが高い場合、スキルだけが高い場合、学歴もスキルも高い場合のそれぞれが、職業達成や賃金に及ぼす効果を把握できる。また学歴およびスキルの効果に、性別によるモデレーションが存在するかを検証するため、これらの変数と性別との交差項もモデルに追加する。

Model5：学歴とスキルの効果について、年齢によるモデレーションの有無を検証する

最後に、学歴・スキルが及ぼす影響に年齢による違いがあるかを検証するため、Model3と同様に年齢のダミー変数、および性別と年齢ダミーの交差項とともに、学歴・スキル変数と年齢ダミーとの交差項を追加する (太字部分)。

(X：女性ダミー，  $M_{1,1}$ ：HCHS，  $M_{1,2}$ ：HCLS，  $M_{1,3}$ ：LCHS，  $M_2$ ：高スキル職ダミー， C：両親大卒ダミー，  $A_1$ ：30歳代ダミー，  $A_2$ ：40歳代ダミー，  $A_3$ ：50歳代ダミー)

$$Y = \theta_1 X + \sum (\theta_{2,k} M_{1,k}) + \theta_3 M_2 + \theta_4 C + \sum ((\theta_{5,k} M_{1,k} X)) + \theta_6 M_2 X + \theta_7 C X \quad \dots \dots (13)$$

$$+ \sum (\theta_{8,l} A_l + \theta_{9,l} A_l X) + \sum \sum (\theta_{10,k} M_{1,k} A_l) \quad (k=1,2,3) (l=1,2,3)$$

$$\begin{aligned} \text{logit } P[M_2 = 1 | x, m_1] = & \beta_1^2 X + \sum (\beta_{2,k}^2 M_{1,k}) + \beta_3^2 C + \sum (\beta_{4,k}^2 M_{1,k} X) + \beta_5^2 CX \quad \dots \dots (14) \\ & + \beta_6^2 A_l + \beta_7^2 A_l X + \sum \sum (\beta_{8,k} M_{1,k} A_l) \quad (k=1,2,3) (l=1,2,3) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{logit } P[M_{1,k} = 1 | x] = & \beta_1^{1,k} X + \beta_3^{1,k} C + \beta_5^{1,k} CX \quad \dots \dots (15) \\ & + \sum (\beta_{6,l}^{1,k} A_l + \beta_{7,l}^{1,k} A_l X) \quad (k=1,2,3) (l=1,2,3) \end{aligned}$$

#### IV. 分析結果

##### 1. 推定結果の見方

モデルの推定結果は本文の表2～表5および文末の付表1～6に掲載しており、それぞれの表はすべて2つの部分で構成されている。上段の表は各モデルの推定結果を示し、下段の表は各モデルについて媒介変数を経由した平均間接効果（ACME）を推定した結果を示している。図3～図6は、その推定結果を要因間のパスおよび係数として図示したものである。各表の上段部分について、賃金（Y）は「時間あたり賃金」の対数をとっているため、賃金（Y）を被説明変数とする線形回帰式の係数は賃金変化率を示している。ここでは推定された係数bをexp(b)-1に代入して、賃金変化率を計算している（各表中のexp(b)-1の列）。これらの値は図3～図6の上半分に各変数から賃金への直接効果の大きさとして矢印とともに記載している。（M<sub>1</sub>、M<sub>2</sub>については各ダミー変数が1をとった場合の賃金の変化率をパーセンテージで示している。）

人的資本（M<sub>1</sub>）と職業（M<sub>2</sub>）はそれぞれ二値変数のため、これらを被説明変数とするモデルはLogitを採用し、推定された係数bは対数オッズ比を示している。それらの係数について解釈を容易にするため、他の変数を平均値に固定したときの限界効果を計算し（Marginal Effect at Mean）、表中のME列に記載している<sup>14</sup>。この数値は、各ダミー変数が0から1に変化するときの被説明変数への効果（確率）の差である。これらの値は図3～図6の下半分に、各変数からM<sub>1</sub>、M<sub>2</sub>への効果として、矢印とともにパーセンテージポイントで表示している。

ここで注意すべきは、図中上半分は賃金の変化率をパーセンテージで示しており、図中の下半分は効果の差をパーセンテージポイントで示しているという違いである。この点を強調するため、図上半分の矢印は実線で、図下半分の矢印は二重線で示すとともに値を下線・斜体によって表示している。パスの太さは係数の大きさに対応しており、太く表示されているパスは効果がより大きいことを示す。

下段の表の、平均間接効果（ACME）の計算においては、各モデルとも性別→職業→賃金、性別→人的資本→賃金、人的資本→職業→賃金という、3つの経路での効果を示している。効果の解釈を容易にするため、推定された効果をexp(b)-1で変換している。こ

14) 限界効果の計算においては、Stataのmarginsコマンドを使用した。

これらの値は図3～図6の右下部に経路とともに示しており、性別から媒介変数を経由した賃金への間接効果を賃金の変化率として表している。

なお、これらの推定表では係数の推定値を点推定で示しているが、実際はサンプルに応じて変動する値である。そのため2つの係数が点推定の値として異なっているが、厳密には一つずつ差の検証を行う必要があるのだが、今回は技術的な問題から係数同士の差を検定する作業は行っていない。

以下の節では、Model1からModel5の推定結果を順に確認する。まず人的資本として「学歴」の変数のみを使用したモデル（Model1～3）の結果を確認し、次に人的資本として「学歴」と「スキル」を区別して投入したモデル（Model4～Model5）の結果を確認する。

## 2. 学歴・スキルを区別しない分析

### (1) イギリス

表2はイギリスのデータにおけるModel1の推定結果で、図3はそれを図示したものである。イギリスでは総じて図2に掲げた「あるべき姿」に近い結果がみられる。

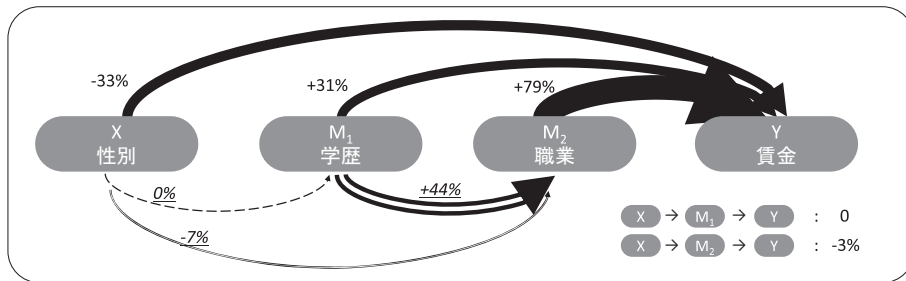


図3 Model1 推定結果（イギリス）の図示

表2 Model1 推定結果表（イギリス）

変数	賃金 (linear)				職業 (logit)				学歴 (logit)							
	b	s.e.	p	exp(b)-1	b	s.e.	p	(Marginal Effects at Mean) ME	b	s.e.	p	(Marginal Effects at Mean) ME				
女性ダミー	-0.401 ***	(0.022)	0.000	-0.330	-0.286 ***	(0.076)	0.000	-0.071 ***	(0.019)	0.000	0.097	(0.074)	0.191	0.022	(0.017)	0.189
学歴ダミー	0.268 ***	(0.026)	0.000	0.307	1.885 ***	(0.081)	0.000	0.439 ***	(0.016)	0.000						
親学歴ダミー	0.031	(0.027)	0.245	0.031	0.349 ***	(0.090)	0.000	0.087 ***	(0.022)	0.000	1.416 ***	(0.081)	0.000	0.336 ***	(0.018)	0.000
スキル職ダミー	0.583 ***	(0.025)	0.000	0.791												
定数項	2.087 ***	(0.021)	0.000		-0.820 ***	(0.065)	0.000				-0.982 ***	(0.062)	0.000			
N	3,589				3,589				3,589							

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

## ACME（平均媒介効果）の推定結果

	性別 -> 職業 -> 賃金					性別 -> 人的資本 -> 賃金					人的資本 -> 職業 -> 賃金				
	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p
間接効果	-0.029	-0.055	-0.013	-0.028	0.000	0.005	-0.005	0.014	0.005	0.320	0.249	0.226	0.290	0.283	0.000
直接効果	-0.401	-0.448	-0.358	-0.330	0.000	-0.401	-0.435	-0.349	-0.330	0.000	0.268	0.206	0.330	0.307	0.000
総効果	-0.430	-0.484	-0.385	-0.349	0.000	-0.396	-0.438	-0.347	-0.327	0.000	0.517	0.471	0.571	0.677	0.000
媒介割合	7%	3%	12%		0.000	-1%	-4%	1%		0.320	48%	42%	57%		0.000

CI : Confidence Intervals at 95% level

まず、表2の上表・および図3より、賃金(Y)と最も関連が強いのは職業(M<sub>2</sub>)であり、高スキル職についている人はそうでない人に比べて賃金が79%高い。学歴(M<sub>1</sub>)と職業(M<sub>2</sub>)の結びつきも強く、大卒以上の学歴がある人は高スキル職につく確率が44%ポイント高い。学歴(M<sub>1</sub>)と賃金(Y)も直接関連があり、大卒以上の学歴の人は他の要因を一定にしても賃金が31%高い。

一方、性別(X)もまた賃金(Y)に直接の関連があり、女性は他の要因を一定にしても賃金が33%低い。しかし、性別(X)と、学歴(M<sub>1</sub>)および職業(M<sub>2</sub>)との関連は小さい。これは、女性であることが大卒以上の学歴獲得に不利にならず、また高スキル職につく確率も男性と大きくは変わらない(7%ポイント低い)ことを意味する。この性別と学歴や職業との結びつきの小ささは、性別(X)から学歴(M<sub>1</sub>)や職業(M<sub>2</sub>)を媒介した賃金(Y)への効果がほとんどないことにもつながっている。この点は、表2の下表を確認すると、性別から学歴に媒介されて賃金に与える影響は有意でなく、性別から職業に媒介されて賃金に与える影響も-3%と小さい。この間接効果と直接効果をあわせると、女性の賃金は男性よりも35%低くなっている(ACME表の「総効果」より)。なおModel1には、交絡因子(C)として、育った家庭背景をあらわす変数(親学歴のダミー変数)を加えているが、本分析の焦点ではないため図では省略している。

次に、付表1に掲げたModel2の推定結果から、性別によるモデレーションの効果を確認する。上表より、賃金(Y)への効果をみると、女性ダミーと高スキル職ダミーの交差項が有意であり、職業(M<sub>2</sub>)と賃金(Y)との関連に男女差があることを示している。その効果をみると、高スキル職についている人はそうでない人より賃金が60%高いところ、高スキル職の女性はさらにプレミアムがある(効果の大きさは単純に足しあげることではできない)。つまり女性が高スキル職につくことによる賃金上昇率は、男性が高スキル職に付く場合より大きい。そのため、低スキル職・女性の賃金は低スキル職・男性の賃金より40%低いところ、高スキル職についた女性は低スキル・男性の賃金より高く、さらに高スキル職・男性との賃金差も縮めている。このように、イギリスでは高スキル職につくことが女性にとって高賃金を得る重要な手段となっており、その意味で「職業(M<sub>2</sub>)」が男女格差を縮小する有効な回路になっている。

その一方で、職業への到達において男女間に格差があることも確認できる。職業(M<sub>2</sub>)を被説明変数とするモデルでは、学歴(M<sub>1</sub>)と性別(X)の交差項が有意になっている(ただし10%水準)。男性の場合、大卒以上の学歴であれば高スキル職につく確率が47%ポイント高いところ、女性の場合はその効果が低くなる。そもそも女性は男性と比べて高スキル職に就く可能性が5%低いのだが、大卒以上の学歴をとっても高スキル職につく確率は男性ほどには高まらず、むしろ高スキル職へ到達する確率の男女差は高学歴の場合により拡大してしまう。

次に、付表2に掲げたModel3の結果から、年齢のもつ影響を確認しよう。20歳代をベースカテゴリとしたとき、男性の30歳代・40歳代・50歳代の賃金はそれぞれ48%・70%・59%高い。だが性別と年齢の交差項はすべてマイナスである。つまり、女性では年齢に応じ

て賃金が高まる傾向が男性ほどみられない。職業（ $M_2$ ）を被説明変数とするモデルで、高スキル職につく確率をみると、20歳代と比較して30～50歳代で14～22%ポイント高まる。ここに性別のモデレーションは見られず、年齢の効果は男女で共通である。同じく学歴（ $M_1$ ）についても、大卒以上の学歴となる確率は30歳代～40歳代で8～9%ポイント高いが、ここにも性別のモデレーションは見られない。

以上よりイギリスの労働市場の特徴をまとめれば、学歴（ $M_1$ ）から職業（ $M_2$ ）、職業（ $M_2$ ）から賃金（ $Y$ ）への効果が大きい。また性別が効果をもっているのは、おもに賃金との直接の関連である。職業から賃金への関連では、女性であることがプラスのモデレーション効果を持つことから、女性が高スキル職につくことがむしろ男女格差を縮小する効果がある。同時にこの高スキル職につく確率は女性においてわずかに低く、また高学歴でその差が拡大する点が課題である。だが全体としては、人的資本を獲得して高スキル職につくことがジェンダー間の賃金格差を縮めることにつながる、労働市場の構造になっているといえる。

## (2) 日本

それでは次に、日本についての分析結果をみよう。表3はModel1の推定結果で、図4はその結果を図示したものである。

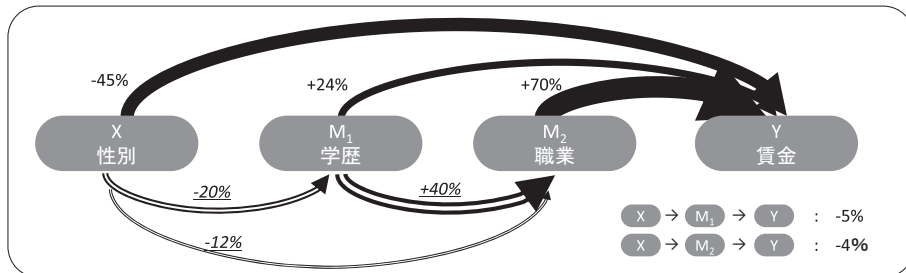


図4 Model1 推定結果（日本）の図示

まず、賃金（ $Y$ ）への各要因の関連をみると、日本でも学歴（ $M_1$ ）から職業（ $M_2$ ）、職業（ $M_2$ ）から賃金（ $Y$ ）への関連はとくに強い。大卒以上の学歴であれば高スキル職につく確率を40%ポイント高め、高スキル職であれば賃金は70%高い。だが、事前の予想に反して、学歴（ $M_1$ ）から賃金（ $Y$ ）への直接の関連は+24%とそれほど大きくない。

性別（ $X$ ）の影響についてみると、賃金（ $Y$ ）との直接の関連はイギリスと同様に強く、他の要因をコントロールしても女性は男性に比べて賃金が-45%低い。一方で、イギリスと異なるのは、性別（ $X$ ）が人的資本（ $M_1$ ）と職業（ $M_2$ ）に直接関連する点である。女性であれば、大卒以上の学歴を持つ確率が20%ポイント低く、高スキル職につく確率も12%ポイント低い。また、学歴や職業に媒介された性別の効果についてみると、表5の結果より、学歴に媒介された性別から賃金への効果は-4%、職業に媒介された性別から賃金への効果は-5%となっている。これらの経路による間接効果を直接効果をあわせると、性別

表3 Model1 推定結果表 (日本)

変数	賃金 (linear)				職業 (logit) (Marginal Effects at Mean)						学歴 (logit) (Marginal Effects at Mean)					
	b	s.e.	p	exp(b)-1	b	s.e.	p	ME	s.e.	p	b	s.e.	p	ME	s.e.	p
女性ダミー	-0.598 ***	(0.033)	0.000	-0.450	-0.500 ***	(0.089)	0.000	-0.115 ***	(0.020)	0.000	-0.984 ***	(0.091)	0.000	-0.200 ***	(0.018)	0.000
学歴ダミー	0.217 ***	(0.039)	0.000	0.242	1.703 ***	(0.096)	0.000	0.397 ***	(0.021)	0.000						
親学歴ダミー	-0.045	(0.035)	0.192	-0.044	0.033	(0.095)	0.729	0.008	(0.022)	0.729	1.198 ***	(0.090)	0.000	0.261 ***	(0.020)	0.000
スキル職ダミー	0.533 ***	(0.036)	0.000	0.704												
定数項	7.201 ***	-0.030	0.000		-0.849 ***	-0.073	0.000				-0.815 ***	-0.067	0.000			
N	2,670				2,670						2,670					

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

ACME (平均媒介効果) の推定結果

JP, Model1	性別 → 職業 → 賃金					性別 → 人的資本 → 賃金					人的資本 → 職業 → 賃金				
	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p
間接効果	-0.056	-0.080	-0.033	-0.054	0.000	-0.038	-0.056	-0.027	-0.037	0.000	0.210	0.177	0.252	0.234	0.000
直接効果	-0.598	-0.666	-0.535	-0.450	0.000	-0.598	-0.680	-0.538	-0.450	0.000	0.217	0.154	0.292	0.242	0.000
総効果	-0.654	-0.719	-0.586	-0.480	0.000	-0.636	-0.712	-0.585	-0.471	0.000	0.427	0.344	0.517	0.533	0.000
媒介割合	9%	5%	12%		0.000	6%	4%	9%		0.000	49%	41%	58%		0.000

CI : Confidence Intervals at 95% level

が賃金に及ぼす効果は-48%ほどになる (ACME 表の「総効果」より)。

次に、付表4に掲げた Model2 の推定結果より、性別によるモデレーション効果の有無を確認しよう。まず賃金 (Y) を被説明変数とするモデルをみると、学歴 (M<sub>1</sub>) も職業 (M<sub>2</sub>) も性別との交差項は有意でなく、学歴と賃金、職業と賃金との関連に、性別によるモデレーションはない。このことは、女性であれば男性より賃金が49%低いのだが、彼女たちがたとえ大卒以上の学歴を獲得しても、また高スキル職についても、同じ属性をもつ男性との格差は縮まらず49%の賃金格差が維持されることを意味する。つまり日本では、学歴 (M<sub>1</sub>) も職業 (M<sub>2</sub>) も男女間の賃金格差を縮小することに貢献しない。さらに、職業 (M<sub>2</sub>) を被説明変数とするモデルをみると、学歴 (M<sub>1</sub>) と性別の交差項は負で有意であり、性別による負のモデレーション効果を示唆する。そもそも女性は大卒以上の学歴を獲得する確率も、高スキル職につく確率も男性よりも低いのだが、大卒以上の学歴を獲得したとしても職業達成の男女格差はより拡大し、また高スキル職についても男性との賃金格差は縮まらない。

性別のモデレーション効果でもうひとつ重要な点が、家庭背景と性別との交互作用であり、この点はイギリスと日本で異なっている。イギリスの Model2 (付表1) の結果を確認すると、親の学歴 (C) は本人の学歴 (M<sub>1</sub>) および職業 (M<sub>2</sub>) に直接の大きな効果を持っている。両親のいずれかが大卒であれば、子供が大卒以上の学歴を達成する確率が31%ポイント増え、また高スキル職につく可能性が9%ポイント増える。だがこの効果には、男女間で違いがない。一方、日本の Model2 (付表4) の結果を確認すると、親の学歴 (C) の影響は次のように理解できる。まず男性の場合、両親のいずれが大卒であれば、自分が大卒以上の学歴となる確率が22%ポイント高まるが、高スキル職につく確率は変わらない。これが女性の場合、自分が大卒以上となる確率はさらに高まり、高スキル職につく



く確率も高まる。つまり、女性の方が家庭背景によるプラスの影響をより強く受ける。こうした男女差がどのようなメカニズムで生じているかは不明だが、もともと男女の学歴・職業達成に格差があり、家庭に十分な資源がある場合にのみ女子がその不利を縮小するという実態の背景には、家庭での資源が限られる場合にはそれが男子に優先的に配分されている可能性がある。

次に、付表5に掲げた Model3 の結果から、年齢が及ぼす影響を確認しよう。男性では、20歳代をベースカテゴリとして、30歳代・40歳代・50歳代でそれぞれ賃金 (Y) が65%・88%・71%高く、この関連はイギリスと比較しても大きい。この年齢ダミーは性別によるモデレーションがあり、女性の場合は年齢の効果がほとんど打ち消されてむしろ年齢とともに賃金が下がる。また、学歴 ( $M_1$ ) や職業達成 ( $M_2$ ) に年齢が及ぼす影響も性別によるモデレーション効果があり、男性では30歳代・40歳代・50歳代でそれぞれ高スキル職を達成する確率が上がるものの、女性ではその効果の大部分がうち消される。学歴 ( $M_1$ ) についてはその傾向が顕著で、男性では年齢とともに大卒以上の学歴を達成する確率が11%・15%・20%ポイント上がるものの、モデレーションを考慮すると女性ではむしろ年齢とともに学歴獲得の確率が下がる。

以上、日本の特徴をまとめると、性別 (X) から賃金 (Y) への直接の効果が大きい事に加えて、性別 (X) から学歴 ( $M_1$ ) および職業 ( $M_2$ ) への効果も大きいことがあげられる。高スキル職 ( $M_2$ ) であることが高い賃金につながる経路は男女ともに開かれているものの、もともとある男女格差を積極的に縮小する機能までは果たさない。また、学歴 ( $M_1$ ) と職業 ( $M_2$ ) の関連には性別による負のモデレーションが存在し、女性は大卒以上の学歴を獲得しても高スキル職に就く確率が男性ほどには高まらない。もともと女性は大卒以上の学歴を獲得しにくく、高スキル職につく確率が低いこととあわせると、日本の労働市場では、人的資本や職業達成が男女格差を縮小する有効なメカニズムとして機能しているとは言いがたい。

### 3. 学歴とスキルを区別した分析

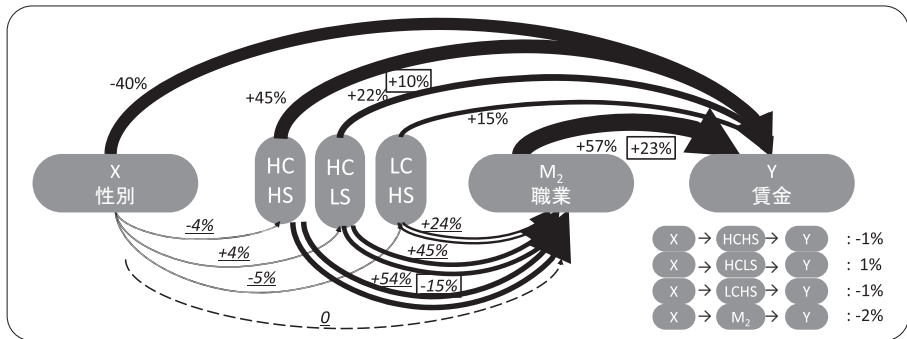
#### (1) イギリス

ここまでの分析は「人的資本」として「学歴」を用いてきたが、ここからは「学歴」に加えて「スキル」の変数を導入する。具体的には、「高学歴・高スキル」「高学歴・低スキル」「低学歴・高スキル」「低学歴・低スキル」の4つのカテゴリーを用いて、「学歴」と「スキル」が職業や賃金に及ぼす影響を分けて捉える。

まず、イギリスの結果を確認しよう。表4は Model4 の推定結果であり、図5はその結果を図示したものである。人的資本 ( $M_1$ ) は「高学歴・高スキル (HCHS)」「高学歴・低スキル (HCLS)」「低学歴・高スキル (LCHS)」の3変数に分かれている (ベースカテゴリは「低学歴・低スキル (LCLS)」。これまでと同様に、人的資本 ( $M_1$ ) → 職業 ( $M_2$ )、職業 ( $M_2$ ) → 賃金 (Y) の経路がもっとも太い。だが人的資本 ( $M_1$ ) の3つの変数はそれぞれ影響が異なっており、職業 ( $M_2$ ) への関連 (高スキル職への達成確率) を

みると、ベースカテゴリーと比較して、「高学歴・高スキル (HCHS)」が54%ポイント高く、「高学歴・低スキル (HCLS)」が45%、「低学歴・高スキル (LCHS)」が24%ポイント高い。またこれらの変数はそれぞれ賃金とも直接関連しており、職業 (M<sub>2</sub>) など他の要因をコントロールしても、賃金 (Y) がそれぞれ45%・22%・15%高い。

性別の及ぼす役割に注目しよう。性別 (X) と賃金 (Y) には直接の関連があるものの、その大きさは職業 (M<sub>2</sub>) や学歴・スキル (M<sub>i</sub>) と賃金との直接の関連と比べて大きくないし、それ以外では性別 (X) の及ぼす効果はほとんどみられない。というのも、性別 (X) から人的資本 (M<sub>i</sub>) との関連はどれもごくわずかであり、また性別 (X) から職業 (M<sub>2</sub>) との関連は有意でない。



注) 図中の四角で囲っている数値は、性別との交差項の係数を%またはパーセントポイントに変換したもの。ただし正確な効果の計算には、関連する係数を合計したうえでの対数変換が必要。

図5 Model4 推定結果 (イギリス) の図示

Model4 では、人的資本 (M<sub>i</sub>)、職業 (M<sub>2</sub>)、家庭環境 (C) の、性別によるモデレーション効果の有無についても検証している。まず賃金 (Y) への影響については、高スキル職 (M<sub>2</sub>) であれば賃金は57%高いが、女性で高スキル職の場合はそれよりもさらに高くなり、高スキル職につくことが男女格差を縮小していることがわかる。一方、職業 (M<sub>2</sub>) 達成への影響をみると、高学歴・高スキル (HCHS) の場合に高スキル職につく確率が男性では54%ポイント高いのに対して、女性はそれより低くなっており、高学歴、高スキルの効果が男性ほど高くないことが分かる。

表4の下表は、人的資本や職業に媒介された性別から賃金への効果を推定している。表より、職業・HCHS・HCLS・LCHSに媒介された効果はそれぞれ-2%、-1%、-1%、-1%であり、性別の影響はほとんどないことが分かる。これはイギリスでは性別 (X) から人的資本 (M<sub>i</sub>) や職業 (M<sub>2</sub>) への直接のパスがそもそも非常に細いことによる。

さらに付表3に掲げた Model5 では、年齢をコントロールするとともに、学歴・スキルの効果に対する年齢によるモデレーションの有無を検証している。学歴・スキルをあらわす3変数と年齢ダミーとの交差項に注目すると、多くの項目で係数がプラスになっていることから、20歳代と比較するとそれ以上の年齢層で人的資本 (M<sub>i</sub>) の変数がより大きな

表4 Model4 推定結果表 (イギリス)

変数	賃金 (linear)				職業 (logit)				高学歴・高スキル(HCHS)			
	b		exp(b)-1		b		ME		b		ME	
	s.e.	p	s.e.	p	s.e.	p	s.e.	p	s.e.	p	s.e.	p
女性ダミー	-0.505 ***	(0.033) 0.000	-0.396	-0.124	(0.105) 0.235	-0.031	(0.026) 0.237	-0.469 ***	(0.157) 0.003	-0.037 ***	(0.013) 0.004	
高学歴・高スキルダミー (HCHS)	0.374 ***	(0.061) 0.000	0.454	2.973 ***	(0.259) 0.000	0.540 ***	(0.021) 0.000					
高学歴・低スキルダミー (HCLS)	0.196 ***	(0.046) 0.000	0.217	1.976 ***	(0.147) 0.000	0.450 ***	(0.027) 0.000					
低学歴・高スキルダミー (LCHS)	0.135 **	(0.066) 0.041	0.145	0.981 ***	(0.204) 0.000	0.236 ***	(0.045) 0.000					
親学歴ダミー	0.037	(0.041) 0.366	0.038	0.232	(0.143) 0.106	0.057	(0.036) 0.106	1.115 ***	(0.166) 0.000	0.109 ***	(0.020) 0.000	
スキル職ダミー	0.450 ***	(0.039) 0.000	0.568									
女性ダミー*高学歴・高スキルダミー (HCHS)	0.021	(0.085) 0.807	0.021	-0.655 **	(0.331) 0.048	-0.153 **	(0.071) 0.031					
女性ダミー*高学歴・低スキルダミー (HCLS)	0.099 *	(0.059) 0.091	0.104	-0.239	(0.184) 0.195	-0.058	(0.044) 0.189					
女性ダミー*低学歴・高スキルダミー (LCHS)	-0.002	(0.106) 0.982	-0.002	0.102	(0.324) 0.754	0.025	(0.080) 0.755					
女性ダミー*スキル職ダミー	0.204 ***	(0.051) 0.000	0.226									
女性ダミー*親学歴ダミー	-0.031	(0.054) 0.563	-0.031	0.061	(0.187) 0.742	0.015	(0.046) 0.743	0.093	(0.235) 0.694	0.007	(0.019) 0.701	
定数項	2.144 ***	(0.026) 0.000		-0.994 ***	(0.081) 0.000			-2.420 ***	(0.111) 0.000			
N	3,589				3,589				3,589			

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

変数	高学歴・低スキル (HCLS)				低学歴・高スキル (LCHS)			
	b		ME		b		ME	
	s.e.	p	s.e.	p	s.e.	p	s.e.	p
女性ダミー	0.223 **	(0.096) 0.020	0.043 **	(0.018) 0.019	-0.923 ***	(0.192) 0.000	-0.045 ***	(0.010) 0.000
高学歴・高スキルダミー (HCHS)								
高学歴・低スキルダミー (HCLS)								
低学歴・高スキルダミー (LCHS)								
親学歴ダミー	0.894 ***	(0.129) 0.000	0.190 ***	(0.029) 0.000	0.467 **	(0.204) 0.022	0.023 **	(0.011) 0.041
スキル職ダミー								
女性ダミー*高学歴・高スキルダミー (HCHS)								
女性ダミー*高学歴・低スキルダミー (HCLS)								
女性ダミー*低学歴・高スキルダミー (LCHS)								
女性ダミー*スキル職ダミー	0.234	(0.168) 0.164	0.047	(0.035) 0.179	-0.011	(0.334) 0.975	0.000	(0.015) 0.975
女性ダミー*親学歴ダミー								
定数項	-1.404 ***	(0.076) 0.000			-2.605 ***	(0.120) 0.000		
N	3,589				3,589			

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

ACME (平均媒介効果) の推定結果

UK, Model4	性別→職業→賃金				性別→人的資本(HCHS)→賃金				性別→人的資本(HCLS)→賃金				性別→人的資本(LCHS)→賃金							
	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p
間接効果	-0.025	-0.045	-0.004	-0.024	0.020	-0.010	-0.023	-0.003	-0.010	0.000	0.014	0.005	0.023	0.014	0.000	-0.006	-0.011	-0.003	-0.006	0.020
直接効果	-0.391	-0.443	-0.353	-0.323	0.000	-0.391	-0.431	-0.361	-0.324	0.000	-0.393	-0.433	-0.365	-0.325	0.000	-0.392	-0.434	-0.356	-0.324	0.000
総効果	-0.415	-0.463	-0.372	-0.340	0.000	-0.402	-0.446	-0.369	-0.331	0.000	-0.379	-0.421	-0.346	-0.315	0.000	-0.398	-0.438	-0.363	-0.328	0.000
媒介割合	6%	1%	10%		0.020	3%	1%	6%		0.000	-4%	-6%	-1%		0.000	2%	1%	3%		0.020

UK, Model4	人的資本(HCHS)→職業→賃金				人的資本(HCLS)→職業→賃金				人的資本(LCHS)→職業→賃金						
	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p
間接効果	0.271	0.230	0.297	0.311	0.000	0.227	0.201	0.257	0.255	0.000	0.125	0.083	0.154	0.133	0.000
直接効果	0.386	0.321	0.476	0.472	0.000	0.254	0.200	0.315	0.289	0.000	0.134	0.035	0.234	0.143	0.020
総効果	0.658	0.584	0.729	0.930	0.000	0.481	0.427	0.543	0.617	0.000	0.259	0.134	0.358	0.296	0.000
媒介割合	41%	35%	46%		0.000	47%	42%	56%		0.000	48%	32%	77%		0.000

CI : Confidence Intervals at 95% level

効果を持つ傾向にあることが分かる。とくに「高学歴・低スキル (HCLS)」は傾向が明確であり、年齢があがるにつれて賃金がより高く、また高スキル職につく確率も高くなっている。こうした結果の背景としては、大卒以上という学歴がキャリアをかさねるにつれて賃金 (Y) や職業達成 (M<sub>2</sub>) にプラスの影響を強く及ぼすようになっていく可能性、あるいは若い世代においてそうした効果が小さくなってきている可能性が考えられる。

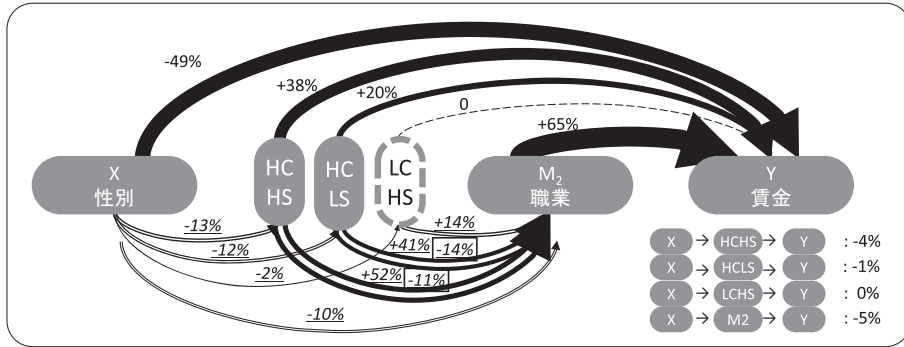
以上をまとめると、イギリスでは「学歴」も「スキル」もともに、賃金 (Y) や職業達成 (M<sub>2</sub>) を高める効果がある。その大きさは、「低学歴・低スキル (LCLS)」を基準にとると、「低学歴・高スキル (LCHS)」 < 「高学歴・低スキル (HCLS)」 < 「高学歴・高スキル (HCHS)」の順に大きくなる。「スキル」は「学歴」から独立した効果を有するものの、「スキル」より「学歴」の方がより大きな効果を持っているのだ。

## (2) 日本

次に日本の結果をみよう。表5はModel4の推定結果で、図6はその結果を図示している。職業 ( $M_2$ ) との関連をみると、人的資本 ( $M_1$ ) のうち「高学歴・高スキル (HCHS)」および「高学歴・低スキル (HCLS)」は高スキル職につく確率がそれぞれ52%ポイント・41%ポイント高いが、「低学歴・高スキル (LCHS)」の場合は高スキル職につく確率は14%ポイント高いにすぎない。一方、賃金 ( $Y$ ) への影響をみると、「高学歴・高スキル (HCHS)」および「高学歴・低スキル (HCLS)」はそれぞれ賃金が38%・20%ポイント高いのだが、「低学歴・高スキル (LCHS)」では賃金 ( $Y$ ) との関連は有意ではない。つまり、ベースカテゴリーの「低学歴・低スキル (LCLS)」と比較して、「低学歴・高スキル (LCHS)」では職業達成の優位性は小さく、賃金に対する影響は見られない。このことは日本では大卒以上の学歴を有することは職業達成や賃金を高める一方で、高いスキルを持っていてもそれが大卒以上の学歴を伴わなければ労働市場で評価されていないことを示唆する。

同じく表5より、人的資本 ( $M_1$ ) の性別 ( $X$ ) によるモデレーションを確認しよう。まず賃金 ( $Y$ ) を被説明変数としたモデルでは、いずれの交差項も有意になっていないことから、学歴およびスキルと賃金との関連には性別による違いがみられない。一方、職業 ( $M_2$ ) 達成への影響では、「高学歴・高スキル (HCHS)」 「高学歴・低スキル (HCLS)」の女性は、高スキル職につく確率が同じ属性の男性と比べて相対的に低くなる。つまり、日本の労働市場には、そもそも女性は学歴達成・職業達成・賃金のそれぞれが低いという構造があるのだが、女性がたとえ学歴やスキルを獲得したとしても、それが元からある男女格差を縮小する効果は限定的である。それどころか高学歴層で高スキル職につく確率の男女格差はむしろ拡大し、そして仮に高スキル職につけたとしても賃金における男女格差の大きさは縮まらない。

付表6に掲げたModel5では、年齢をコントロールするとともに、人的資本 ( $M_1$ ) の効果への年齢によるモデレーションの有無を検証している。年齢と性別の交互作用の効果はModel3の結果と同じで、男性では30歳代・40歳代と年齢があがるにつれ賃金が高くなるが、女性ではそうした傾向はほとんど見られない。人的資本 ( $M_1$ ) と賃金との関連をみると、年齢をコントロールしない場合「低学歴・高スキル (LCHS)」は賃金への効果がみられなかったのが、50歳代のみ賃金に対して大きな効果をもつ。職業達成 ( $M_2$ ) への影響をみると、「高学歴・高スキル (HCHS)」 「高学歴・低スキル (HCLS)」で年齢とのモデレーション効果があり、年齢が高くなるほど高スキル職につく確率が高まる。だが、女性では逆に年齢が上がるほど高スキル職につく確率が下がるという関係がみられ、学歴やスキルが50歳代で賃金を高めるのは男性に限られることが分かる。



注) 図中の四角で囲っている数値は、性別との交差項の係数を%またはパーセントポイントに変換したもの。

図6 Model4 推定結果 (日本) の図示

表5 Model4 推定結果表 (日本)

変数	賃金 (linear)				職業 (logit)						高学歴・高スキル(HCHS) (logit)					
	b	s.e.	p	exp(b)-1	b	s.e.	p	ME	s.e.	p	b	s.e.	p	ME	s.e.	p
女性ダミー	-0.674 ***	(0.048)	0.000	-0.490	-0.434 ***	(0.130)	0.001	-0.100 ***	(0.030)	0.001	-1.098 ***	(0.174)	0.000	-0.126 ***	(0.019)	0.000
高学歴・高スキルダミー (HCHS)	0.321 ***	(0.065)	0.000	0.379	2.394 ***	(0.175)	0.000	0.525 ***	(0.027)	0.000						
高学歴・低スキルダミー (HCLS)	0.185 ***	(0.062)	0.003	0.203	1.769 ***	(0.158)	0.000	0.412 ***	(0.031)	0.000						
低学歴・高スキルダミー (LCHS)	0.059	(0.075)	0.430	0.061	0.569 ***	(0.192)	0.003	0.137 ***	(0.047)	0.004						
親学歴ダミー	-0.150 ***	(0.047)	0.001	-0.139	-0.185	(0.132)	0.161	-0.042	(0.030)	0.156	0.868 ***	(0.136)	0.000	0.111 ***	(0.019)	0.000
スキル職ダミー	0.501 ***	(0.049)	0.000	0.650												
女性ダミー*高学歴・高スキルダミー (HCHS)	0.040	(0.106)	0.702	0.041	-0.506 *	(0.275)	0.066	-0.109 **	(0.054)	0.044						
女性ダミー*高学歴・低スキルダミー (HCLS)	-0.084	(0.097)	0.389	-0.081	-0.650 ***	(0.246)	0.008	-0.136 ***	(0.046)	0.003						
女性ダミー*低学歴・高スキルダミー (LCHS)	0.058	(0.107)	0.588	0.060	0.041	(0.281)	0.883	0.010	(0.066)	0.884						
女性ダミー*スキル職ダミー	0.027	(0.072)	0.704	0.027												
女性ダミー*親学歴ダミー	0.209 ***	(0.069)	0.003	0.232	0.418 **	(0.193)	0.030	0.100 **	(0.047)	0.033	0.359	(0.238)	0.131	0.045	(0.032)	0.161
定数項	7.231 ***	(0.036)	0.000		-0.983 ***	(0.093)	0.000				-1.711 ***	(0.093)	0.000			
N	2,670				2,670						2,670					

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

変数	高学歴・低スキル (HCLS) (logit)					低学歴・高スキル (LCHS) (logit)						
	b	s.e.	p	ME	s.e.	p	b	s.e.	p	ME	s.e.	p
女性ダミー	-0.972 ***	(0.160)	0.000	-0.122 ***	(0.019)	0.000	-0.170	(0.158)	0.282	-0.016	(0.015)	0.283
高学歴・高スキルダミー (HCHS)												
高学歴・低スキルダミー (HCLS)												
低学歴・高スキルダミー (LCHS)	0.598 ***	(0.136)	0.000	0.080 ***	(0.019)	0.000	-0.113	(0.186)	0.544	-0.010	(0.017)	0.539
親学歴ダミー												
スキル職ダミー												
女性ダミー*高学歴・高スキルダミー (HCHS)												
女性ダミー*高学歴・低スキルダミー (HCLS)												
女性ダミー*低学歴・高スキルダミー (LCHS)												
女性ダミー*スキル職ダミー												
女性ダミー*親学歴ダミー	0.668 ***	(0.224)	0.003	0.098 ***	(0.037)	0.008	0.356	(0.266)	0.181	0.036	(0.030)	0.222
定数項	-1.603 ***	(0.089)	0.000				-2.096 ***	(0.107)	0.000			
N	2,670					2,670						

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

ACME (平均媒介効果) の推定結果

JP, Model4

	性別 -> 職業 -> 賃金					性別 -> 人的資本(HCHS) -> 賃金					性別 -> 人的資本(HCLS) -> 賃金					性別 -> 人的資本(LCHS) -> 賃金				
	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p
間接効果	-0.049	-0.068	-0.025	-0.048	0.000	-0.038	-0.051	-0.026	-0.038	0.000	-0.012	-0.023	-0.002	-0.012	0.020	0.000	-0.003	0.002	0.000	0.860
直接効果	-0.594	-0.680	-0.518	-0.448	0.000	-0.593	-0.652	-0.533	-0.447	0.000	-0.593	-0.659	-0.525	-0.447	0.000	-0.593	-0.653	-0.520	-0.447	0.000
総効果	-0.643	-0.732	-0.558	-0.474	0.000	-0.632	-0.688	-0.572	-0.468	0.000	-0.605	-0.667	-0.543	-0.454	0.000	-0.593	-0.653	-0.521	-0.447	0.000
媒介割合	8%	4%	11%		0.000	6%	4%	9%		0.000	2%	0%	4%		0.020	0%	0%	1%		0.860

	人的資本(HCHS) -> 職業 -> 賃金					人的資本(HCLS) -> 職業 -> 賃金					人的資本(LCHS) -> 職業 -> 賃金				
	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p
間接効果	0.233	0.199	0.272	0.262	0.000	0.154	0.115	0.192	0.167	0.000	0.066	0.021	0.093	0.069	0.000
直接効果	0.341	0.255	0.406	0.406	0.000	0.145	0.042	0.238	0.156	0.000	0.087	-0.020	0.189	0.091	0.160
総効果	0.574	0.484	0.633	0.775	0.000	0.299	0.207	0.392	0.348	0.000	0.153	0.035	0.259	0.166	0.020
媒介割合	41%	35%	50%		0.000	52%	36%	81%		0.000	43%	19%	154%		0.020

CI : Confidence Intervals at 95% level

## V. 考察

本稿の分析には幾つか課題が残されている。まず、本稿の分析は労働市場の多面的な構造を、きわめて単純な変数に操作化しているという限界がある。学歴・スキル・職業達成といった変数については、今回すべて二値変数を用いたが、異なる操作化の方法も考えられる。スキルについては、得点を連続変数として用いたり、あるいはカテゴリー化する場合でも異なる閾値を用いることが考えられる。またそもそも PIAAC 調査におけるスキルは、読解力や数的思考力など認知的な面に焦点をあてているが、仕事に用いるスキルは多面的でありまったく異なる要素も考えられる。職業もまた、職業威信スコアなどを用いて連続変数に操作化する方法も考えられるし、本来は一元的な尺度に操作化することにも難しさがある。こうした可能性をふまえて、人的資本や職業と賃金との関連について今後よりきめ細かい分析が求められる。

そうした限界をふまえながら、本稿の分析で明らかになったことをまとめよう。まずイギリスでは、あるべき姿で想定したとおりに、「学歴」と「職業」、および「職業」と「賃金」の関連が強い。「性別」の影響をみると、女性では他の要因をコントロールしても「賃金」が33%低いという関連がみられる。女性であっても「学歴」獲得への不利な影響はみられないが、「職業」との関連をみると、女性は高いスキルを要する職業につく確率が男性よりもやや低い。しかしながらいったん女性が高スキル職につけば、低スキル職に比べて賃金が高くなる程度は男性よりも大きく、イギリスでは「職業」が男女賃金格差を縮小するメカニズムとして機能しているという点が重要である。また、人的資本として「学歴」と「スキル」を分けて影響をみた分析では、「スキル」が「学歴」とは独立して職業達成や高い賃金と関連していることが明らかになった。つまりイギリスでは高い「スキル」を持つものは、たとえ「学歴」が低くても、職業達成や賃金水準が高まるのだ。

これに対して日本では、まず「性別」が「賃金」に直接与える影響が大きく、女性であれば他の要因をコントロールしても賃金が45%低い。さらに、日本では女性であることが大卒以上の「学歴」を得る確率を下げ、高いスキルを要する職業につく確率をも下げる。こうした要因を経由した間接的な影響も加味すると、女性であることで賃金は一層低くなる。また仮に大卒以上の「学歴」を取得したとしても、高スキル職につく確率は男性ほどには高まらず、むしろ高学歴層で「職業」達成の男女格差がより拡大する。また、日本ではイギリスのように「職業」が男女賃金格差を緩和する効果がみられず、高スキル職においても低スキル職と同じ大きさで男女賃金格差が存在している。もともと女性は男性よりも高スキル職につく確率が低いこととあわせて考えると、むしろ「学歴」や「職業」が男女賃金格差を維持あるいは拡大する役割をはたしている。さらに「スキル」を加えた分析からは、日本で大卒の学歴があれば、高いスキルを持つ人が高スキル職につく確率が高く賃金もより高いのだが、もし大卒の学歴がなければ、たとえ高いスキルを持っていても、高い職業達成や高賃金につながっていないことが明らかになった。このことは、日本の労

働市場で「学歴」とは独立して「スキル」が十分に評価されていないことを意味する。さらに「年齢」の影響をみると、男性ではイギリスでも日本でも年齢とともに「学歴」や「スキル」と「職業達成」や「賃金」の関連が強くなり、日本では「年齢」とともに「賃金」が高くなる直接の関連が特に強い。だが女性は大きく状況が異なり、特に日本では女性にとって「年齢」を重ねることが「学歴」「スキル」「職業達成」「賃金」を高める効果はほぼないかもしくはマイナスである。

本稿の分析結果は、日本の労働市場で人的資本投資を行っても、男女格差縮小に対して限定的な効果しか持ちえない可能性を示す。学歴達成・スキル獲得・あるいはその先の企業の人材育成において男女間で格差が存在する現状は、もちろんすみやかに改善されねばならない。だが仮に人的資本の差がなくなったとしても、日本では「スキル」から「職業達成」や「賃金」を高める経路がごく細いために、男女間の格差が解消されない可能性がある。したがって、労働市場のアウトカムにおける男女格差を解消するためには、これまで先行研究がたびたび指摘してきたように、「勤続」や「雇用形態」という労働市場の制度に起因する要因へのアプローチが欠かせない。具体的には、「勤続」に対するリターンを男女で等しくし、さらには勤続そのもののリターンを小さくしていくこと、また雇用形態と性別の結びつきを解消し、雇用形態間の処遇格差を小さくしていくことなどが該当する。そして何より、人的資本の蓄積がよりよい仕事（職業）へと繋がり、また仕事その内容にみあった賃金へとつながる回路を、しっかりと太くつなげることが重要である。

急速に変化する仕事の内容や労働需要に対応するには、リスクリングをはじめとする人的資本投資の重要性は高まる。しかし人的資本投資の重要性もさることながら、獲得されたスキルをきちんと評価し、それを仕事や賃金へきちんと反映できるような労働市場の構造へと作り変えていくことの必要性を、本稿の分析結果は示している。

(2023年7月31日査読終了)

## 謝辞

本稿の改訂にあたって、匿名の査読者から2度にわたって詳細なコメントを数多く頂戴し、内容を改善することが出来た。また、山口一男氏からも原稿に多くの有益で詳細なコメントを頂いた。深く感謝申し上げます。お二人から頂いたコメントの全てに応えることは叶わなかったが、今後の課題としたい。残された誤りはすべて筆者の責任である。

【付表】

付表1 Model2 推定結果表 (イギリス)

UK, Model2

変数	賃金 (linear)				職業 (logit) (Marginal Effects at Mean)					学歴 (logit) (Marginal Effects at Mean)						
	b	s.e.	p	exp(b)-1	b	s.e.	p	ME	s.e.	p	b	s.e.	p	ME	s.e.	p
女性ダミー	-0.509 ***	(0.032)	0.000	-0.399	-0.182 *	(0.099)	0.067	-0.045 *	(0.025)	0.068	0.043	(0.087)	0.620	0.010	(0.020)	0.620
学歴ダミー	0.222 ***	(0.041)	0.000	0.249	2.073 ***	(0.131)	0.000	0.474 ***	(0.024)	0.000						
親学歴ダミー	0.053	(0.041)	0.195	0.054	0.349 **	(0.140)	0.013	0.086 **	(0.035)	0.013	1.308 ***	(0.123)	0.000	0.311 ***	(0.029)	0.000
スキル職ダミー	0.471 ***	(0.039)	0.000	0.602	.	(.)	.	.	(.)	.						
女性ダミー*学歴ダミー	0.080	(0.053)	0.132	0.083	-0.308 *	(0.167)	0.065	-0.075 *	(0.040)	0.061						
女性ダミー*スキル職ダミー	0.192 ***	(0.050)	0.000	0.212												
女性ダミー*親学歴ダミー	-0.039	(0.054)	0.466	-0.038	0.004	(0.183)	0.980	0.001	(0.045)	0.980	0.190	(0.164)	0.246	0.045	(0.039)	0.254
定数項	2.152 ***	(0.025)	0.000		-0.878 ***	(0.075)	0.000				-0.950 ***	(0.068)	0.000			
N	3,589				3,589					3,589						

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

ACME (平均媒介効果) の推定結果

UK, Model2

	性別 -> 職業 -> 賃金					性別 -> 人的資本 -> 賃金					人的資本 -> 職業 -> 賃金				
	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p
間接効果	-0.027	-0.053	-0.012	-0.026	0.000	0.010	-0.006	0.016	0.010	0.300	0.252	0.225	0.283	0.286	0.000
直接効果	-0.402	-0.444	-0.360	-0.331	0.000	-0.404	-0.441	-0.365	-0.332	0.000	0.270	0.218	0.319	0.310	0.000
総効果	-0.429	-0.478	-0.388	-0.349	0.000	-0.394	-0.443	-0.358	-0.325	0.000	0.521	0.471	0.571	0.684	0.000
媒介割合	6%	3%	12%		0.000	-3%	-4%	1%		0.300	48%	42%	55%		0.000

CI : Confidence Intervals at 95% level

付表2 Model3 推定結果表 (イギリス)

UK, Model3

変数	賃金 (linear)				職業 (logit) (Marginal Effects at Mean)					学歴 (logit) (Marginal Effects at Mean)						
	b	s.e.	p	exp(b)-1	b	s.e.	p	ME	s.e.	p	b	s.e.	p	ME	s.e.	p
女性ダミー	-0.267 ***	(0.053)	0.000	-0.234	-0.213	(0.200)	0.286	-0.053	(0.049)	0.285	0.222	(0.177)	0.209	0.050	(0.040)	0.204
学歴ダミー	0.225 ***	(0.041)	0.000	0.252	2.073 ***	(0.133)	0.000	0.476 ***	(0.025)	0.000						
親学歴ダミー	0.136 ***	(0.041)	0.001	0.146	0.432 ***	(0.146)	0.003	0.107 ***	(0.036)	0.003	1.326 ***	(0.127)	0.000	0.314 ***	(0.029)	0.000
スキル職ダミー	0.418 ***	(0.038)	0.000	0.519	.	(.)	.	.	(.)	.						
女性ダミー*学歴ダミー	0.088 *	(0.052)	0.092	0.092	-0.297 *	(0.170)	0.079	-0.073 *	(0.041)	0.075						
女性ダミー*スキル職ダミー	0.227 ***	(0.050)	0.000	0.255				-0.006	(0.047)	0.900				0.027	(0.039)	0.490
女性ダミー*親学歴ダミー	-0.104 *	(0.054)	0.054	-0.099	-0.024	(0.190)	0.900				0.118	(0.168)	0.485			
年齢30代ダミー	0.395 ***	(0.048)	0.000	0.484	0.879 ***	(0.174)	0.000	0.216 ***	(0.042)	0.000	0.394 **	(0.161)	0.014	0.092 **	(0.038)	0.015
年齢40代ダミー	0.531 ***	(0.050)	0.000	0.701	0.777 ***	(0.179)	0.000	0.192 ***	(0.043)	0.000	0.345 **	(0.168)	0.040	0.080 **	(0.040)	0.042
年齢50代ダミー	0.466 ***	(0.053)	0.000	0.594	0.566 ***	(0.192)	0.003	0.140 ***	(0.047)	0.003	0.127	(0.184)	0.489	0.029	(0.043)	0.492
女性ダミー*年齢30代ダミー	-0.280 ***	(0.063)	0.000	-0.244	0.015	(0.226)	0.948	0.004	(0.056)	0.948	0.037	(0.209)	0.861	0.008	(0.048)	0.862
女性ダミー*年齢40代ダミー	-0.360 ***	(0.064)	0.000	-0.302	0.039	(0.232)	0.866	0.010	(0.057)	0.866	-0.315	(0.217)	0.148	-0.070	(0.046)	0.132
女性ダミー*年齢50代ダミー	-0.285 ***	(0.069)	0.000	-0.248	0.100	(0.249)	0.687	0.025	(0.062)	0.688	-0.416 *	(0.239)	0.082	-0.091 *	(0.049)	0.064
定数項	1.789 ***	(0.041)	0.000		-1.506 ***	(0.154)	0.000				-1.201 ***	(0.139)	0.000			
N	3,589				3,589					3,589						

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

ACME (平均媒介効果) の推定結果

UK, Model3

	性別 -> 職業 -> 賃金					性別 -> 人的資本 -> 賃金					人的資本 -> 職業 -> 賃金				
	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p
間接効果	-0.019	-0.050	-0.011	-0.018	0.000	0.000	-0.002	0.014	0.000	0.340	0.228	0.203	0.263	0.256	0.000
直接効果	-0.399	-0.441	-0.362	-0.329	0.000	-0.402	-0.439	-0.361	-0.331	0.000	0.277	0.227	0.329	0.319	0.000
総効果	-0.418	-0.475	-0.389	-0.341	0.000	-0.402	-0.435	-0.357	-0.331	0.000	0.505	0.474	0.551	0.657	0.000
媒介割合	4%	3%	11%		0.000	0%	-4%	1%		0.340	45%	39%	54%		0.000

CI : Confidence Intervals at 95% level



付表3 Model5 推定結果表 (イギリス)

変数	賃金 (linear)				職業 (logit)						高学歴・高スキル(HCHS)					
					(logit)			(Marginal Effects at Mean)			(logit)			(Marginal Effects at Mean)		
	b	s.e.	p	exp(b)-1	b	s.e.	p	ME	s.e.	p	b	s.e.	p	ME	s.e.	p
女性ダミー	-0.191 ***	(0.048)	0.000	-0.174	-0.182	(0.185)	0.327	-0.041	(0.042)	0.325	0.021	(0.290)	0.941	0.002	(0.022)	0.941
高学歴・高スキルダミー (HCHS)	0.291 ***	(0.075)	0.000	0.338	2.540 ***	(0.267)	0.000	0.484 ***	(0.032)	0.000						
高学歴・低スキルダミー (HCLS)	0.190 ***	(0.034)	0.000	0.209	1.103 ***	(0.113)	0.000	0.249 ***	(0.026)	0.000						
低学歴・高スキルダミー (LCHS)	0.010	(0.084)	0.909	0.010	1.212 ***	(0.277)	0.000	0.269 ***	(0.055)	0.000						
観学歴ダミー	0.061 **	(0.027)	0.023	0.063	0.319 **	(0.146)	0.029	0.073 **	(0.033)	0.030	1.145 ***	(0.172)	0.000	0.112 ***	(0.021)	0.000
スキル職ダミー	0.520 ***	(0.025)	0.000	0.682												
年齢30代ダミー	0.288 ***	(0.057)	0.000	0.334	0.385 *	(0.200)	0.055	0.088 *	(0.046)	0.058	0.512 **	(0.238)	0.031	0.042 *	(0.022)	0.053
年齢40代ダミー	0.409 ***	(0.056)	0.000	0.505	0.203	(0.204)	0.318	0.046	(0.047)	0.323	0.401	(0.257)	0.118	0.033	(0.024)	0.157
年齢50代ダミー	0.378 ***	(0.059)	0.000	0.459	-0.004	(0.220)	0.985	-0.001	(0.050)	0.985	0.369	(0.279)	0.186	0.031	(0.027)	0.237
女性ダミー*年齢30代ダミー	-0.215 ***	(0.062)	0.001	-0.193	-0.076	(0.223)	0.731	-0.017	(0.050)	0.731	-0.291 *	(0.319)	0.361	-0.021	(0.022)	0.335
女性ダミー*年齢40代ダミー	-0.304 ***	(0.064)	0.000	-0.262	-0.102	(0.235)	0.664	-0.023	(0.053)	0.662	-0.583 *	(0.349)	0.095	-0.038 *	(0.020)	0.056
女性ダミー*年齢50代ダミー	-0.255 ***	(0.068)	0.000	-0.225	-0.044	(0.256)	0.863	-0.010	(0.058)	0.863	-1.168 ***	(0.421)	0.006	-0.062 ***	(0.016)	0.000
高学歴・高スキルダミー (HCHS)*年齢30代ダミー	0.185 **	(0.093)	0.046	0.203	0.050	(0.342)	0.883	0.011	(0.078)	0.883						
高学歴・高スキルダミー (HCHS)*年齢40代ダミー	0.185 *	(0.098)	0.059	0.203	0.710 *	(0.383)	0.064	0.162 *	(0.085)	0.057						
高学歴・高スキルダミー (HCHS)*年齢50代ダミー	0.037	(0.119)	0.754	0.038	0.673	(0.482)	0.163	0.154 *	(0.108)	0.154						
高学歴・低スキルダミー (HCLS)*年齢30代ダミー	0.104 **	(0.050)	0.037	0.110	1.051 ***	(0.169)	0.000	0.241 ***	(0.036)	0.000						
高学歴・低スキルダミー (HCLS)*年齢40代ダミー	0.153 ***	(0.051)	0.003	0.165	1.354 ***	(0.177)	0.000	0.305 ***	(0.035)	0.000						
高学歴・低スキルダミー (HCLS)*年齢50代ダミー	0.162 ***	(0.057)	0.004	0.176	1.576 ***	(0.201)	0.000	0.344 ***	(0.036)	0.000						
低学歴・高スキルダミー (LCHS)*年齢30代ダミー	0.195	(0.137)	0.154	0.215	0.103	(0.445)	0.817	0.023	(0.102)	0.818						
低学歴・高スキルダミー (LCHS)*年齢40代ダミー	0.265 *	(0.137)	0.053	0.303	-0.326	(0.443)	0.462	-0.072	(0.095)	0.449						
低学歴・高スキルダミー (LCHS)*年齢50代ダミー	0.308 *	(0.177)	0.081	0.361	-0.543	(0.589)	0.357	-0.118	(0.120)	0.326						
女性ダミー*観学歴ダミー					-0.073	(0.188)	0.696	-0.017	(0.042)	0.696	-0.042	(0.241)	0.860	-0.003	(0.018)	0.858
定数項	1.781 ***	(0.041)	0.000		-1.342 ***	(0.154)	0.000				-2.786 ***	(0.221)	0.000			
N	3,589				3,589						3,589					

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

変数	高学歴・低スキル (HCLS)				低学歴・高スキル (LCHS)							
	(logit)		(Marginal Effects at Mean)		(logit)		(Marginal Effects at Mean)					
	b	s.e.	p	ME	b	s.e.	p	ME				
女性ダミー	0.207	(0.189)	0.273	0.040	(0.036)	0.269	-1.240 ***	(0.369)	0.001	-0.063 ***	(0.023)	0.005
高学歴・高スキルダミー (HCHS)												
高学歴・低スキルダミー (HCLS)												
低学歴・高スキルダミー (LCHS)												
観学歴ダミー	0.891 ***	(0.133)	0.000	0.188 ***	(0.030)	0.000	0.434 **	(0.210)	0.039	0.021 *	(0.011)	0.061
スキル職ダミー												
年齢30代ダミー	0.171	(0.172)	0.320	0.034	(0.035)	0.328	-0.277	(0.263)	0.292	-0.012	(0.011)	0.284
年齢40代ダミー	0.188	(0.181)	0.298	0.037	(0.036)	0.306	0.033	(0.262)	0.901	0.001	(0.012)	0.901
年齢50代ダミー	-0.063	(0.202)	0.755	-0.012	(0.038)	0.753	-0.695 **	(0.339)	0.040	-0.026 **	(0.011)	0.019
女性ダミー*年齢30代ダミー	0.195	(0.221)	0.378	0.039	(0.045)	0.391	0.601	(0.436)	0.168	0.032	(0.028)	0.252
女性ダミー*年齢40代ダミー	-0.093	(0.231)	0.688	-0.018	(0.043)	0.683	0.224	(0.445)	0.614	0.011	(0.022)	0.639
女性ダミー*年齢50代ダミー	-0.046	(0.257)	0.859	-0.009	(0.049)	0.857	0.407	(0.558)	0.465	0.021	(0.034)	0.531
高学歴・高スキルダミー (HCHS)*年齢30代ダミー												
高学歴・高スキルダミー (HCHS)*年齢40代ダミー												
高学歴・高スキルダミー (HCHS)*年齢50代ダミー												
高学歴・低スキルダミー (HCLS)*年齢30代ダミー												
高学歴・低スキルダミー (HCLS)*年齢40代ダミー												
高学歴・低スキルダミー (HCLS)*年齢50代ダミー												
低学歴・高スキルダミー (LCHS)*年齢30代ダミー												
低学歴・高スキルダミー (LCHS)*年齢40代ダミー												
低学歴・高スキルダミー (LCHS)*年齢50代ダミー												
女性ダミー*観学歴ダミー	0.199	(0.172)	0.247	0.040	(0.036)	0.261	-0.029	(0.340)	0.932	-0.001	(0.015)	0.932
定数項	-1.498 ***	(0.149)	0.000				-2.408 ***	(0.216)	0.000			
N	3,589				3,589							

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

ACME (平均媒介効果) の推定結果

間接効果	性別 -> 職業 -> 賃金					性別 -> 人的資本(HCHS) -> 賃金					性別 -> 人的資本(HCLS) -> 賃金					性別 -> 人的資本(LCHS) -> 賃金				
	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p
間接効果	-0.027	-0.035	0.000	-0.027	0.060	-0.014	-0.021	-0.004	-0.014	0.000	-0.013	-0.017	-0.005	-0.013	0.000	-0.009	-0.014	-0.002	-0.009	0.020
直接効果	-0.391	-0.427	-0.349	-0.323	0.000	-0.391	-0.440	-0.347	-0.323	0.000	-0.391	-0.438	-0.341	-0.323	0.000	-0.391	-0.435	-0.346	-0.323	0.000
総効果	-0.418	-0.452	-0.366	-0.342	0.000	-0.404	-0.455	-0.359	-0.332	0.000	-0.404	-0.449	-0.352	-0.332	0.000	-0.400	-0.442	-0.358	-0.330	0.000
媒介割合	7%	0%	9%		0.060	3%	1%	5%		0.000	3%	1%	4%		0.000	2%	0%	4%		0.020

間接効果	人的資本(HCHS) -> 職業 -> 賃金					人的資本(HCLS) -> 職業 -> 賃金					人的資本(LCHS) -> 職業 -> 賃金				
	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p
間接効果	0.256	0.223	0.281	0.292	0.000	0.218	0.182	0.234	0.243	0.000	0.096	0.055	0.133	0.101	0.000
直接効果	0.373	0.299	0.448	0.452	0.000	0.268	0.215	0.319	0.307	0.000	0.163	0.052	0.263	0.177	0.000
総効果	0.629	0.547	0.697	0.876	0.000	0.486	0.424	0.526	0.625	0.000	0.259	0.142	0.363	0.296	0.000
媒介割合	41%	35%	47%		0.000	45%	37%	50%		0.000	37%	23%	67%		0.000

CI : Confidence Intervals at 95% level

付表4 Model2 推定結果表 (日本)

JP, Model2

変数	賃金 (linear)				職業 (logit) (Marginal Effects at Mean)					学歴 (logit) (Marginal Effects at Mean)						
	b	s.e.	p	exp(b)-1	b	s.e.	p	ME	s.e.	p	b	s.e.	p	ME	s.e.	p
女性ダミー	-0.670 ***	(0.046)	0.000	-0.488	-0.454 ***	(0.120)	0.000	-0.104 ***	(0.027)	0.000	-1.172 ***	(0.125)	0.000	-0.235 ***	(0.023)	0.000
学歴ダミー	0.236 ***	(0.051)	0.000	0.266	1.941 ***	(0.127)	0.000	0.445 ***	(0.025)	0.000						
親学歴ダミー	-0.145 ***	(0.047)	0.002	-0.135	-0.146	(0.131)	0.265	-0.033	(0.030)	0.261	1.029 ***	(0.116)	0.000	0.221 ***	(0.026)	0.000
スキル職ダミー	0.512 ***	(0.049)	0.000	0.669												
女性ダミー*学歴ダミー	-0.043	(0.079)	0.587	-0.042	-0.588 ***	(0.196)	0.003	-0.126 ***	(0.038)	0.001						
女性ダミー*スキル職ダミー	0.036	(0.072)	0.617	0.037												
女性ダミー*親学歴ダミー	0.209 ***	(0.069)	0.003	0.232	0.412 **	(0.191)	0.030	0.098 **	(0.046)	0.033	0.417 **	(0.184)	0.023	0.091 **	(0.042)	0.029
定数項	7.237 ***	(0.034)	0		-0.882 ***	(0.084)	0				-0.751 ***	(0.072)	0			
N	2,670				2,670					2,670						

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

ACME (平均媒介効果) の推定結果

JP, Model2

	性別 -> 職業 -> 賃金					性別 -> 人的資本 -> 賃金					人的資本 -> 職業 -> 賃金				
	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p
間接効果	-0.052	-0.076	-0.030	-0.051	0.000	-0.040	-0.062	-0.026	-0.039	0.000	0.189	0.167	0.232	0.208	0.000
直接効果	-0.599	-0.669	-0.540	-0.451	0.000	-0.599	-0.673	-0.533	-0.450	0.000	0.216	0.141	0.277	0.241	0.000
総効果	-0.651	-0.726	-0.583	-0.479	0.000	-0.638	-0.713	-0.579	-0.472	0.000	0.404	0.339	0.480	0.498	0.000
媒介割合	8%	5%	12%		0.000	6%	4%	10%		0.000	47%	40%	60%		0.000

CI : Confidence Intervals at 95% level

付表5 Model3 推定結果表 (日本)

JP, Model3

変数	賃金 (linear)				職業 (logit) (Marginal Effects at Mean)					学歴 (logit) (Marginal Effects at Mean)						
	b	s.e.	p	exp(b)-1	b	s.e.	p	ME	s.e.	p	b	s.e.	p	ME	s.e.	p
女性ダミー	-0.268 ***	(0.079)	0.001	-0.235	0.261	(0.247)	0.290	0.058	(0.055)	0.284	-0.231	(0.231)	0.316	-0.046	(0.046)	0.318
学歴ダミー	0.219 ***	(0.050)	0.000	0.245	1.901 ***	(0.131)	0.000	0.422 ***	(0.027)	0.000						
親学歴ダミー	-0.040	(0.048)	0.405	-0.039	0.159	(0.140)	0.256	0.036	(0.032)	0.257	1.202 ***	(0.124)	0.000	0.250 ***	(0.026)	0.000
スキル職ダミー	0.409 ***	(0.049)	0.000	0.505												
女性ダミー*学歴ダミー	-0.030	(0.078)	0.698	-0.030	-0.532 ***	(0.200)	0.008	-0.113 ***	(0.039)	0.004						
女性ダミー*スキル職ダミー	0.137 *	(0.071)	0.055	0.147												
女性ダミー*親学歴ダミー	0.098	(0.070)	0.163	0.103	0.146	(0.201)	0.466	0.033	(0.046)	0.471	0.123	(0.193)	0.522	0.025	(0.040)	0.528
年齢30代ダミー	0.499 ***	(0.062)	0.000	0.647	0.700 ***	(0.183)	0.000	0.160 ***	(0.041)	0.000	0.551 ***	(0.167)	0.001	0.114 ***	(0.035)	0.001
年齢40代ダミー	0.633 ***	(0.065)	0.000	0.883	1.347 ***	(0.192)	0.000	0.307 ***	(0.039)	0.000	0.727 ***	(0.175)	0.000	0.152 ***	(0.037)	0.000
年齢50代ダミー	0.538 ***	(0.068)	0.000	0.713	1.489 ***	(0.198)	0.000	0.339 ***	(0.039)	0.000	0.948 ***	(0.180)	0.000	0.202 ***	(0.038)	0.000
女性ダミー*年齢30代ダミー	-0.419 ***	(0.090)	0.000	-0.342	-0.324	(0.265)	0.221	-0.071	(0.055)	0.202	-0.616 **	(0.253)	0.015	-0.113 ***	(0.042)	0.007
女性ダミー*年齢40代ダミー	-0.648 ***	(0.094)	0.000	-0.477	-0.899 ***	(0.276)	0.001	-0.183 ***	(0.048)	0.000	-1.154 ***	(0.272)	0.000	-0.193 ***	(0.036)	0.000
女性ダミー*年齢50代ダミー	-0.545 ***	(0.098)	0.000	-0.420	-1.358 ***	(0.292)	0.000	-0.254 ***	(0.041)	0.000	-1.537 ***	(0.294)	0.000	-0.232 ***	(0.031)	0.000
定数項	6.821 ***	(0.053)	0.000		-1.886 ***	(0.170)	0.000				-1.390 ***	(0.149)	0.000			
N	2,670				2,670					2,670						

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

ACME (平均媒介効果) の推定結果

JP, Model3

	性別 -> 職業 -> 賃金					性別 -> 人的資本 -> 賃金					人的資本 -> 職業 -> 賃金				
	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p
間接効果	-0.043	-0.071	-0.035	-0.042	0.000	-0.035	-0.057	-0.022	-0.035	0.000	0.167	0.140	0.209	0.182	0.000
直接効果	-0.619	-0.675	-0.555	-0.462	0.000	-0.617	-0.674	-0.540	-0.460	0.000	0.204	0.125	0.283	0.227	0.000
総効果	-0.662	-0.726	-0.596	-0.484	0.000	-0.652	-0.712	-0.586	-0.479	0.000	0.371	0.300	0.460	0.449	0.000
媒介割合	6%	5%	11%		0.000	5%	3%	9%		0.000	45%	35%	58%		0.000

CI : Confidence Intervals at 95% level

付表6 Model5 推定結果表 (日本)

変数	賃金 (linear)				職業 (logit) (Marginal Effects at Mean)						高学歴・高スキル(HCHS) (logit) (Marginal Effects at Mean)					
	b	s.e.	p	exp(b)-1	b	s.e.	p	ME	s.e.	p	b	s.e.	p	ME	s.e.	p
	女性ダミー	-0.193 ***	(0.069)	0.005	-0.176	0.127	(0.235)	0.589	0.027	(0.049)	0.588	-0.196	(0.307)	0.524	-0.23	(0.035)
高学歴・高スキルダミー (HCHS)	0.138	(0.088)	0.116	0.148	1.844 ***	(0.238)	0.000	0.390 ***	(0.047)	0.000						
高学歴・低スキルダミー (HCLS)	0.135 ***	(0.051)	0.008	0.145	0.966 ***	(0.139)	0.000	0.211 ***	(0.032)	0.000						
低学歴・高スキルダミー (LCHS)	-0.087	(0.090)	0.336	-0.083	0.816 ***	(0.252)	0.001	0.179 ***	(0.056)	0.001						
親学歴ダミー	0.002	(0.035)	0.948	0.002	0.093	(0.141)	0.509	0.020	(0.030)	0.510	0.987 ***	(0.141)	0.000	0.128 ***	(0.020)	0.000
スキル職ダミー	0.459 ***	(0.036)	0.000	0.582	.	(.)	.	.	.	.						
年齢30代ダミー	0.480 ***	(0.078)	0.000	0.616	-0.017	(0.259)	0.947	-0.004	(0.055)	0.947	0.642 ***	(0.206)	0.002	0.081 ***	(0.029)	0.005
年齢40代ダミー	0.591 ***	(0.078)	0.000	0.806	0.837 ***	(0.236)	0.000	0.181 ***	(0.051)	0.000	0.940 ***	(0.212)	0.000	0.129 ***	(0.034)	0.000
年齢50代ダミー	0.362 ***	(0.080)	0.000	0.436	0.949 ***	(0.241)	0.000	0.206 ***	(0.052)	0.000	0.556 **	(0.227)	0.014	0.072 **	(0.033)	0.028
女性ダミー*年齢30代ダミー	-0.404 ***	(0.090)	0.000	-0.392	-0.451 *	(0.267)	0.092	-0.091 *	(0.051)	0.074	-0.629 **	(0.323)	0.053	-0.062 **	(0.029)	0.029
女性ダミー*年齢40代ダミー	-0.639 ***	(0.093)	0.000	-0.472	-1.129 ***	(0.282)	0.000	-0.212 ***	(0.044)	0.000	-1.349 ***	(0.355)	0.000	-0.113 **	(0.022)	0.000
女性ダミー*年齢50代ダミー	-0.532 ***	(0.096)	0.000	-0.413	-1.547 ***	(0.296)	0.000	-0.269 ***	(0.038)	0.000	-1.184 ***	(0.400)	0.003	-0.099 ***	(0.025)	0.000
高学歴・高スキルダミー*年齢30代ダミー	0.083	(0.112)	0.460	0.087	1.001 ***	(0.332)	0.003	0.221 ***	(0.071)	0.002						
高学歴・高スキルダミー (HCHS)*年齢30代ダミー	0.142	(0.114)	0.209	0.153	0.753 **	(0.331)	0.023	0.165 **	(0.073)	0.023						
高学歴・高スキルダミー (HCHS)*年齢50代ダミー	0.495 ***	(0.127)	0.000	0.640	0.847 **	(0.384)	0.028	0.186 **	(0.084)	0.026						
高学歴・低スキルダミー (HCLS)*年齢30代ダミー	-0.057	(0.072)	0.427	-0.055	1.096 ***	(0.230)	0.000	0.242 ***	(0.049)	0.000						
高学歴・低スキルダミー (HCLS)*年齢40代ダミー	-0.033	(0.074)	0.657	-0.032	1.123 ***	(0.219)	0.000	0.243 ***	(0.046)	0.000						
高学歴・低スキルダミー (HCLS)*年齢50代ダミー	0.152 **	(0.075)	0.043	0.164	1.204 ***	(0.230)	0.000	0.261 ***	(0.047)	0.000						
低学歴・高スキルダミー (LCHS)*年齢30代ダミー	0.230	(0.158)	0.144	0.259	-0.301	(0.478)	0.528	-0.062	(0.094)	0.513						
低学歴・高スキルダミー (LCHS)*年齢40代ダミー	0.143	(0.162)	0.379	0.154	-1.002 **	(0.498)	0.044	-0.183 **	(0.074)	0.013						
低学歴・高スキルダミー (LCHS)*年齢50代ダミー	0.582 ***	(0.192)	0.002	0.790	-0.031	(0.547)	0.955	-0.007	(0.115)	0.954						
女性ダミー*親学歴ダミー					0.024	(0.199)	0.903	0.005	(0.042)	0.903	0.108	(0.248)	0.662	0.013	(0.030)	0.668
定数項	6.825 ***	(0.055)	0.000		-1.703 ***	(0.180)	0.000				-2.341 ***	(0.191)	0.000			
N	2,670				2,670						2,670					

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

変数	高学歴・低スキル (HCLS)				低学歴・高スキル (LCHS)							
	(logit)		(Marginal Effects at Mean)		(logit)		(Marginal Effects at Mean)					
	b	s.e.	p	ME	s.e.	p	ME	p				
女性ダミー	-0.430	(0.282)	0.127	-0.054	(0.035)	0.121	-0.848 ***	(0.326)	0.009	-0.080 **	(0.032)	0.013
高学歴・高スキルダミー (HCHS)												
高学歴・低スキルダミー (HCLS)												
低学歴・高スキルダミー (LCHS)												
親学歴ダミー	0.708 ***	(0.142)	0.000	0.096 ***	(0.021)	0.000	-0.254	(0.191)	0.184	-0.023	(0.017)	0.173
スキル職ダミー												
年齢30代ダミー	0.156	(0.198)	0.431	0.020	(0.026)	0.441	-0.093	(0.227)	0.682	-0.009	(0.021)	0.679
年齢40代ダミー	0.077	(0.212)	0.717	0.010	(0.027)	0.721	-0.340	(0.247)	0.169	-0.030	(0.021)	0.154
年齢50代ダミー	0.764 ***	(0.204)	0.000	0.111 ***	(0.034)	0.001	-1.083 ***	(0.306)	0.000	-0.083 ***	(0.020)	0.000
女性ダミー*年齢30代ダミー	-0.261	(0.306)	0.399	-0.031	(0.034)	0.364	0.447	(0.367)	0.223	0.047	(0.044)	0.280
女性ダミー*年齢40代ダミー	-0.389	(0.332)	0.242	-0.044	(0.034)	0.197	0.925 **	(0.380)	0.015	0.111 *	(0.057)	0.052
女性ダミー*年齢50代ダミー	-1.175 ***	(0.351)	0.001	-0.108 ***	(0.024)	0.000	1.164 ***	(0.447)	0.009	0.153 **	(0.076)	0.045
高学歴・高スキルダミー (HCHS)*年齢30代ダミー												
高学歴・高スキルダミー (HCHS)*年齢40代ダミー												
高学歴・高スキルダミー (HCHS)*年齢50代ダミー												
高学歴・低スキルダミー (HCLS)*年齢30代ダミー												
高学歴・低スキルダミー (HCLS)*年齢40代ダミー												
高学歴・低スキルダミー (HCLS)*年齢50代ダミー												
低学歴・高スキルダミー (LCHS)*年齢30代ダミー												
低学歴・高スキルダミー (LCHS)*年齢40代ダミー												
低学歴・高スキルダミー (LCHS)*年齢50代ダミー												
女性ダミー*親学歴ダミー	0.470 **	(0.233)	0.044	0.065 *	(0.035)	0.065	0.541 **	(0.275)	0.050	0.059 *	(0.034)	0.085
定数項	-1.909 ***	(0.176)	0.000				-1.741 ***	(0.192)	0.000			
N	2,670				2,670							

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

ACME (平均媒介効果) の推定結果

JP, Model5

	性別 → 職業 → 賃金					性別 → 人的資本(HCHS) → 賃金					性別 → 人的資本(HCLS) → 賃金					性別 → 人的資本(LCHS) → 賃金				
	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p
間接効果	-0.045	-0.061	-0.023	-0.044	0.000	-0.038	-0.046	-0.021	-0.037	0.000	-0.014	-0.028	0.005	-0.014	0.100	-0.018	-0.034	-0.010	-0.017	0.000
直接効果	-0.613	-0.693	-0.543	-0.458	0.000	-0.613	-0.675	-0.553	-0.458	0.000	-0.613	-0.680	-0.541	-0.458	0.000	-0.613	-0.695	-0.550	-0.458	0.000
総効果	-0.658	-0.740	-0.584	-0.482	0.000	-0.650	-0.709	-0.584	-0.478	0.000	-0.627	-0.685	-0.557	-0.466	0.000	-0.630	-0.712	-0.573	-0.468	0.000
媒介割合	7%	4%	9%		0.000	6%	3%	7%		0.000	2%	-1%	5%		3%	2%	5%		0.000	

	人的資本(HCHS) → 職業 → 賃金					人的資本 (HCLS) → 職業 → 賃金					人的資本(LCHS) → 職業 → 賃金				
	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p	b	CI下限	CI上限	exp(b)-1	p
間接効果	0.212	0.165	0.243	0.236	0.000	0.140	0.107	0.177	0.151	0.000	0.059	0.030	0.089	0.060	0.000
直接効果	0.315	0.257	0.376	0.370	0.000	0.140	0.036	0.220	0.151	0.000	0.127	0.033	0.214	0.135	0.020
総効果	0.527	0.447	0.587	0.694	0.000	0.281	0.167	0.365	0.324	0.000	0.185	0.092	0.267	0.204	0.000
媒介割合	40%	32%	47%		0.000	50%	36%	81%		0.000	32%	15%	68%		0.000

CI : Confidence Intervals at 95% level

## 参考文献

- Araki, Satoshi. (2020) "Educational Expansion, Skills Diffusion, and the Economic Value of Credentials and Skills." *American Sociological Review*, 85 (1), 128-175.
- Araki, Satoshi. (2023) "Beyond 'Imagined Meritocracy': Distinguishing the Relative Power of Education and Skills in Intergenerational Inequality." *Sociology*, 57 (4), 975-992.
- Araki, Satoshi and Takehiko Kariya. (2022) "Credential Inflation and Decredentialization: Re-Examining the Mechanism of the Devaluation of Degrees." *European Sociological Review* 38 (6), 904-919.
- Berger, Suzanne, Michael J. Piore, and Berger Suzanne. (1980) *Dualism and Discontinuity in Industrial Societies*, Cambridge University Press.
- Doeringer, Peter B., Michael J. Piore, and United States Dept of Labor, Manpower Administration. (1971). *Internal Labor Markets and Manpower Analysis*, Heath.
- Imai, Kosuke, Luke Keele, and Dustin Tingley. (2010) "A General Approach to Causal Mediation Analysis." *Psychological Methods*, 15 (4), 309-334.
- Muller, Dominique, Charles M. Judd, and Vincent Y. Yzerbyt. (2005). "When Moderation is Mediated and Mediation is Moderated." *Journal of Personality and Social Psychology*, 89 (6), 852-863.
- Tingley, Dustin, Teppei Yamamoto, Kentaro Hirose, Luke Keele, and Kosuke Imai. (2014) "Mediation: R Package for Causal Mediation Analysis." *Journal of Statistical Software*, 59 (5).
- VanderWeele, Tyler J. (2016) "Mediation Analysis: A Practitioner's Guide." *Annual Review of Public Health*, 37, 17-32.
- VanderWeele, Tyler and Stijn Vansteelandt. (2014) "Mediation Analysis with Multiple Mediators." *Epidemiologic Methods*, 2 (1), 95-115.
- Weeden, Kim A. (2002). "Why do some Occupations Pay More than Others? Social Closure and Earnings Inequality in the United States." *American Journal of Sociology*, 108 (1), 55-101.
- 大沢真理 (1993) 『企業中心社会を超えて: 現代日本を「ジェンダー」で読む』時事通信社.
- 厚生労働省 (2022a) 「男女の賃金の差異の算出及び公表の方法について」(雇均発 0708 第2号 令和4年7月8日, (<https://www.mhlw.go.jp/content/11900000/000962287.pdf>))
- 厚生労働省 (2022b) 「第49回労働政策審議会雇用環境・均等分科会 議事録」(令和4年6月17日) (<https://www.mhlw.go.jp/content/11909500/000964557.pdf>)
- 小松恭子 (2021) 「日本女性のスキル活用と男女賃金格差—piaacを用いた日・韓・英・ノルウェー比較」『生活社会科学研究』, 27, pp.41-57.
- 小池和男 (1991) 『仕事の経済学』東洋経済新報社.
- 鈴木恭子 (2018) 「労働市場の潜在構造と雇用形態が賃金に与える影響: Finite Mixture Modelを用いた潜在クラス分析」『日本労働研究雑誌』, 698, pp.73-89.
- 濱口桂一郎 (2015) 『働く女子の運命』文藝春秋.
- 中田喜文 (1997) 「日本における男女賃金格差の要因分析-同一職種に就く男女労働者間に賃金格差は存在するか?-」『雇用慣行の変化と女性労働』
- ホーン川嶋瑤子 (1985) 『女子労働と労働市場構造の分析』日本経済評論社.
- 山口一男 (2008) 「男女の賃金格差解消への道筋—統計的差別の経済的不合理の理論的・実証的根拠」『日本労働研究雑誌』, 574, pp.40-68.
- 山口一男 (2017) 『働き方の男女不平等: 理論と実証分析』日本経済新聞出版社.

# How Are Skills Valued in the Labor Market and Related to Gender Inequality? - A Comparison of Labor Market Structure in Terms of Gender, Education, Skills, and Occupation.

SUZUKI Kyoko

To what extent is an investment in skills effective in reducing the gender wage gap in Japan? Recent studies have shown that diverse factors such as occupation and skills contribute to the gender wage gap. In this paper, I estimate the relative size of the impact of gender, credentials, skills, and occupation on wages, considering different pathways, and compare the structure of the labor market in the U.K. and Japan. I distinguish between credentials and skills and focus on the functions of these factors in the labor market. The data used in the study are the Programme for the International Assessment of Adult Competencies (PIAAC) by OECD, and the moderated mediation model is employed. The results are presented as follows: first, occupation has a strong relationship with wages in the U.K., whereas gender has a strong direct effect on wages in Japan. Gender also has a significant effect on wages through human capital and occupation in Japan; second, in the U.K., having an occupation requiring high skills reduces the gender wage gap, while no such effects can be observed in Japan; third, in Japan, having high skills increases the probability of attaining an occupation requiring high skills and increasing wages, specifically if it is accompanied with university degrees. However, without university degrees, having high skills has little effect on occupational attainment and no effect on wages. This indicates that the skills are not properly evaluated and linked to occupation and wages in the Japanese labor market, which suggests that investment in human capital may have a limited effect on improving wages. Institutional reform of the labor market such as enhancing the linkage between skills and wages is essential to reduce the gender wage gap in Japan.

Keyword: gender, skills, wage gap, human resources, labor market