

Discussion Paper Series A No.713

職域分離とスキルからみる労働市場のジェンダー格差：
日本版 O-NET・国勢調査マッチングデータから得られる示唆

打越文弥
(プリンストン大学社会学部)

麦山亮太
(一橋大学経済研究所)

小松恭子
(労働政策研究・研修機構)

2020 年 8 月

Institute of Economic Research
Hitotsubashi University
Kunitachi, Tokyo, 186-8603 Japan

職域分離とスキルからみる労働市場のジェンダー格差：

日本版 O-NET・国勢調査マッチングデータから得られる示唆

打越文弥（プリンストン大学社会学部）

麦山亮太（一橋大学経済研究所）

小松恭子（労働政策研究・研修機構）

[要約]

日本における男女の賃金格差は縮小傾向にあるが、現在でも女性の賃金は男性よりも 3 割程度低い。男女の賃金格差が最も小さい職業がハイスキル専門職である一方、このような職業に就く女性が少ないことが男女賃金格差の一部を説明すると考えられてきた。しかし、先行研究における職業ごとの男女の分布と要求されるスキルの関係は推測の域を出ていない。本研究では 2020 年に公開された日本版 O-NET と国勢調査をマッチングしたデータを用いて、職業スキルと性別職域分離の関係を記述的に検討する。分析の結果、以下の三点が明らかになった。第 1 に、女性比率が高い職業ほどケアスキルが必要とされやすく、女性比率が低い（男性比率が高い）職業ほど数学、エンジニアリング、マニュアルスキルが必要とされやすい傾向がある。第 2 に、求められるスキルレベルが同一であったとしても、女性比率が高いほど入職後の訓練期間が短い。第 3 に、求められるケアスキルのレベルが高いほど入職後の訓練期間が短い。これに対して、男性的なスキルと入職後訓練期間の関連は見られなかった。以上の結果は、女性が多い職業および女性的とみなされるスキルは、訓練する必要性がないと認識されるために入職後に十分な訓練機会を提供されないという点で不当評価（devaluation）の存在を示唆する。労働市場のジェンダー格差を明らかにする際には、職業ごとに異なる男女分布とスキルの双方を考慮する必要がある。

[キーワード]

性別職域分離，スキル，職業分類，訓練期間，不当評価

1 はじめに

男女の賃金格差は労働市場におけるジェンダー不平等を構成する重要な要素の一つである。2018 年現在でも OECD 各国の平均で見た雇用者に占める男女の賃金格差は 13%であり、この傾向は韓国 (34%)・日本 (25%) といった東アジア社会において顕著である¹⁾。こうした男女間賃金格差を説明する有力な仮説の一つは、職業分布が男女で異なること(性別職域分離, occupational sex segregation)である (England 1992; Levanon et al. 2009; Petersen and Morgan 1995; Tam 1997; Tomaskovic-Devay and Skaggs 2002)。具体的には、専門的なスキルが要求される賃金の高い職業には男性が多く、女性が少ないことが賃金格差の要因であるとされる。例として、アメリカでは男女間の賃金格差の大部分が性別職域分離によって説明でき (Petersen and Morgan 1995)、近年において性別職域分離の解消が停滞傾向にあることが、男女賃金格差が縮小しない背景であると指摘される (England 2010)。

性別職域分離の趨勢や帰結に関するこれまでの先行研究は欧米に関する事例がほとんどであり、それ以外の社会が検討される際には国際比較によるアプローチが主だった。しかし、個々の社会における制度的文脈が男女によって異なる労働市場におけるスキル形成を特徴付けることを踏まえれば (Busemeyer 2009; Elbers et al. 2020; Estévez-Abe 2006)、各社会の文脈に着目した詳細な分析は欧米諸国と同様に必要である。さらに、高所得国の中でも際立って男女の社会経済的格差が大きい東アジアの事例を検討することは、世界的に見て停滞傾向にある男女賃金格差へのインプリケーションを考える上でも重要だろう。

労働市場におけるジェンダー不平等が大きい国の一つである日本では、男女の賃金格差は縮小傾向にあるものの、現在でも女性の賃金は男性より 3 割程度低い(厚生労働省 2019)。既存研究によれば日本における職域分離は拡大しているとされてきたが (Charles et al. 2004; Nishikawa 1997; 山口 2017: 第 3 章)、近年の研究によって性別の偏りが大きい職業の規模が拡大したことがその背景にあり、職業内の性別の偏り自体は減少傾向にあることが明らかになっている (打越・麦山 2020; Uchikoshi and Mugiyama 2020)。

ここで性別職域分離の縮小傾向が正しいとした場合、一つのパズルが生まれる。すなわち、なぜ日本では性別職域分離の程度が低いのに関わらず、国際的にみても賃金格差が大きいのだろうか？日本では職域分離と賃金格差の間にそもそも関連がない可能性も考えられるが、先行研究によれば日本でも男女の職域分離は男女間賃金格差の少なくない部分を説明するとされている (Aiba and Wharton 2001; 堀 2008; 中田 1997; 山口 2017; Yamaguchi 2019)。このパズルを解く一つの手がかりが、職業ごとに異なる性別分離の程度であり、および職業が要求するスキルならびに報酬の差である。例として Yamaguchi (2019) では、男女の賃金格差が最も小さい職業がハイスکیل専門職である一方、このような職業に就く女性が少ないことを指摘する。すなわち、専門職、その中でもハイスکیلな専門職に就く女性が未だに少ないことが、男女賃金格差を維持する要因となっている可能性が示唆されている。

しかし、先行研究における職業ごとの男女の分布と要求されるスキルの関係は推測の域を出ていない。職業によって必要とされるスキルはどのように構成されるのか？どのようなスキルが労働市場におけるジェンダー格差を説明するのか？本研究では職業ごとのスキル要件をデータベース化した日本版 O-NET (Occupational Information Network) と国勢調査データ集計表のマッチングすることで、これらの問いを検討する。

本論文の構成は以下ようになる。まず第2節で本研究における理論的な背景、具体的には男女賃金格差における性別職域分離と職業スキルのレビューを行った後、日本的な文脈を踏まえ、第3節で研究の問いと仮説を提示する。第4節では使用するデータ、変数、分析手法について述べ、第5節で分析結果を示す。第6節では、分析結果を踏まえ、本研究の意義と限界、および将来的な研究への展望について議論する。

2 理論的背景

2.1 男女賃金格差の要因における性別職域分離の役割

男女の賃金格差を説明する理論の一つである人的資本理論によれば、男女によって賃金が異なるのは、女性が家庭役割を担う傾向のために人的資本への投資が少なくなるためであると考えられる (Becker 1957; Mincer and Polachek 1974)。同様に労働者の生産性を重視する、特殊化された人的資本 (specialized human capital) の立場でも (Jovanovic 1979; Parsons 1972)、女性が多い職業には訓練期間の短い職業が多く、このことが職域分離と男女賃金格差の関連を説明すると指摘する (Tam 1997)。

これに対して、社会学を中心とした先行研究では、雇用主が男女に対して異なる評価を行うために男女間格差が生じるという社会文化的な側面を強調する。代表的仮説である不当評価 (devaluation) に基づく説明では (Reskin 1988)、雇用主は主として男性が従事する職務を価値の高いものとみなす一方で、主として女性が従事する職務を価値が低いものとみなす。それゆえに、女性が多数を占める職業および女性的とみなされているスキルには、男性が多数を占める職業および男性的とみなされているスキルよりも賃金が低く抑えられる (Petersen and Morgan 1995; Cohen 2013; Cohen and Huffman 2003; England 1992; England et al. 1994; Kilbourne et al. 1994; Levanon et al. 2009)。

このように男女間賃金格差を巡っては人的資本に注目する理論、男女の職業分離自体が賃金格差を生むという理論の二つが存在するが、経験的には欧米を中心に、学歴などの個人属性を統制しても、性別職域分離が男女の賃金格差の少なくない部分を説明することが分かっている (England 1992; Petersen and Morgan 1995; Tomaskovic-Devay and Skaggs 2002; Levanon et al. 2009)。関連して、近年男女の賃金格差の縮小傾向が停滞している背景として、性別職域分離の解消が進んでいないことが指摘されている (England 2010)。具体的には、これまでの性別職域分離の減少は、男性が支配的に占めていた職業に女性が参入することで説明されてきたが (Blau and Kahn 2000)、これに対して男性がこれまで女性が多数を占めていたような職業に参入しないことが分離の解消が進んでいない要因であるとされる (England 2010)。²⁾

2.2 男女賃金格差における職業スキルの役割

不当評価仮説は人的資本を統制してもなお職業における男女構成の偏りおよび男性的・女性的なスキルの違いが男女の賃金格差を説明すると主張する。したがって、性別職域分離が男女の賃金格差に与える影響を検討するためには、個人の人的資本と職業に必要とされるスキルを同時に測定する必要がある。欧米を中心とした研究では、職業ごとに異なるスキルが測定された上で、職域分離と賃金格差の関係が検討されてきた (Cohen and Huffman 2003; England 1992; England et al. 1994; Levanon and Grusky 2016; Tam 1997;

Tomaskovic-Devey and Skaggs 2002). これらによれば、職業ごとのスキル要件は職業の男女割合とは独立に賃金に対して影響する。例えば、アメリカでは対人サービスを含む養育 (nurturing) スキルは職業単位でみた賃金と負の関連を持つ (England 1992; England et al. 1994)。これらのスキルが求められるケアワーク職業に就く個人の賃金は低くなる傾向があり (England et al. 2002)、ケア労働に対する不当評価が男女賃金格差の一要因であることが示唆される。

米国版 O*NET に因子分析を適用した Levanon and Grusky (2016) では、9つのスキル群を抽出しており、そのうち2つのスキル—器用さ (fine motor) と社交性 (sociability) —が女性的と想定される点を指摘する。そのうち、その他のスキルを統制した上で、器用さのスキルは賃金を低下させないが、社交性スキルが高い職業ほど賃金が低くなる傾向を明らかにした。一方で、男性的な職業スキルには賃金と正に関連するものと負に関連するものがあり、肉体労働のスキル (strength) は賃金と負の相関を持つ一方、分析スキル、具体的には問題解決スキル (problem-solving) と数学スキル (mathematical) は正に関連する。

このように全てのスキルがジェンダーバイアスと無関係であるとは想定し難い。ケアワーク職業における養育スキルのように、女性的とみなされることで不当に評価されるスキルは、女性が多数を占める職業で必要とされる可能性が容易に想像される。したがって、男女の賃金格差に対するスキル・性別職域分離の影響を定量化する場合には、両者を同時に検討する必要がある。仮にスキルを測定していない場合、職域分離の「効果」は職業ごとに異なるスキル、およびそれらの職業スキルに対するジェンダーバイアスである可能性を排除できないからである (Levanon and Grusky 2016)。

男女賃金格差を規定する要因を考える上で、性別職域分離と職業スキルを同時に検討することは不可欠であるが、日本の事例を用いた先行研究では、職業ごとのスキルを測定したデータを使用できなかったため、この点は検討されてこなかった。次節では、以上の問題意識を踏まえ日本的な文脈を確認する。

2.3 日本の文脈

2.3.1 性別職域分離の趨勢

性別職域分離の日本的文脈として、先進諸国に比べて日本では製造職において女性比率が相対的に高かったという点が指摘できる (Brinton and Ngo 1993; Shirahase and Ishida 1994)。1970年代のオイルショック後、企業は女性を低スキルのマニュアル労働にパートタイマーとして雇用し (Brinton 1993)、これが製造職の女性割合が相対的に高い原因となっている (Roberts 1994)。結果として日本の職域分離はその他の高所得国に比べると低い傾向にあることが指摘されてきた (Brinton and Ngo; Shirahase and Ishida 1994)。

性別職域分離の趨勢については、全体としてみれば職域分離は拡大しているが (Charles et al. 2004; Nishikawa 1997; 山口 2017: 第3章)、これは職業分布の変化を含んでおり、職業内部の男女構成の偏りは徐々に縮小している (Charles et al. 2004; Nishikawa 1997; 打越・麦山 2020; Uchikoshi and Mugiya 2020)。このように、国際的にみて男女統合的だった日本の性別職域分離は、近年ではさらに減少傾向にある。ただし、その背景にあるのは女性が男性的な職業に参入するようになったというよりも、男性が女性的な職業、具体的には看護師、保育士、家庭生活支援サービスといった専門・サービス職に参入したことによる

ため（打越・麦山 2020）、欧米の知見とは異なる点には留意が必要である。

2.3.2 性別職域分離と男女賃金格差の関係

男女の性別職域分離と賃金の関係については、先行研究の知見は一貫していない。日本に関して性別職域分離と男女賃金格差の関連はないという先行研究では男女の職業による分離よりも、従業上の地位や企業規模、あるいは勤続年数の違いが男女賃金格差の規要因として重要であることが指摘される（Chang and England 2011; Kim and Shirahase 2014）。しかし、これらの先行研究で用いられている職業分類は粗く、職域分離の影響を十分に捉えきれていない可能性がある。職業をより詳細に分析することで、Yamaguchi (2019) が指摘したような専門職内部における性別職域の違いが明らかになるかもしれない。

これに対して、性別職域分離と賃金格差の関連を示唆する研究もある。Mun (2010) では 1990 年代中盤における川崎市の高卒者への求人票の分析から、求人情報に女性を募集すると明記してある求人は、男性を募集すると明記してある求人よりも、提示される賃金が低く、訓練期間も短いことを明らかにした。これは雇用主が高い賃金と特殊的人的資本を形成する機会から女性を排除するメカニズムの存在を指摘するものである。

高学歴化によって男女の高等教育へのアクセスが平等化する中で、性別職域分離が男女賃金格差により影響力を持つ可能性を示唆する研究も存在する。山口一男（山口 2017; Yamaguchi 2019）は他の職業に比べ、専門職では相対的に男女の賃金格差が小さいことを指摘する。同様の傾向はアメリカでもみられるが（Michelmores and Sassler 2016）、日本では専門職、特に賃金が高く高度なスキルを要求される大学教員や医師といった専門職に女性が少なく、女性が集中するそれ以外の専門職（義務教育段階の教師、ヘルスケア従事者など）では、女性のみ低賃金になる傾向があり、両者が合わさって男女賃金格差を生じさせているとする。山口はさらに、仮に男女の学歴分布を均一にした場合、上記の男女間の賃金格差の大きい専門職に就く高学歴の女性が相対的に増えることで、男女の職域分離は増すことを指摘する。こうした「男女の人的資本の平等化が、男女の職業分離を促進するというパラドックス」（山口 2017: 102）が生じるのは、大卒内における専攻の分布が男女によって異なる傾向、具体的にはいわゆる STEM（Science, Technology, Engineering, and Mathematics）専攻における女性の少なさがいまだに根強いことが背景にあると考えられる（Uchikoshi et al. 2020）。

山口は以上の二つの専門職の違いが、主として社会的地位によって生じているとするが、両者はその職業が必要とするスキルレベルも異なると想定できる。しかし、山口の分析では職業ごとのスキルを測定できていない。どのようなスキルが職業の男女分布と関連しているかを検討することで、以上の専門職内における異質性が妥当かどうかを確かめる判断材料を示せるだろう。

以上の先行研究では、職業スキルを測定した上で、賃金格差を予測するモデルを検討してこなかった。そのため、職域分離と賃金あるいは訓練期間の間に関連があるとする研究も、スキルを考慮した場合に関連がなくなるかもしれない。あるいは、両者の間に関連がないとする研究についても、職域分離の効果とスキルの効果が打ち消しあった結果、関連がなくなっているのかもしれない。このように日本の事例についても職業の男女分布とスキルを同時に検討することが求められるが、日本では職業ごとのスキルを測定したデータ

ベースが存在しなかったため、職業ごとに異なるスキル要件と職業ごとの男女比率を峻別できなかった。

数は限られるが、いくつかの先行研究がスキルを明確に考慮して賃金の決定メカニズムを考慮してきた。長松ほか（2009）はアメリカ DOT をもとにして当該職務がどの程度複雑な判断を要求するかを表す仕事の複雑性尺度を作成し、対人関係処理および対物処理に関する複雑性が賃金と正に関連することを示した。同尺度を用いた高松（2012）は、ヒトないしモノに対する管理・権限の強さで測定した技能が賃金と正に関連し、この技能の違いが性別職域分離と賃金の間の関連を一部説明するとしている。職域分離とスキルとの関連では、高松（2012）は女性比率の高い職業の中でも、看護師などのヒト・モノ双方への技能が要求される職業の存在を指摘しており、モノへの技能が要求される職業の女性比率が一概に低いわけではないことを強調している。

これら DOT ベースのスキル指標は職業に必要な技能を管理・権限の観点から測定している一方で、スキル内部に存在する重要な異質性を捨象してしまう。例えば、同じ対人スキルでも、専門的助言を行うことと、対人向けのサービスを提供することは、管理・権限という点では一元的に測れるかもしれないが、後者のスキルは女性的な職業に特徴的なものとして賃金を低める点が指摘されてきたため、質的に異なるものとみなすべきだと考えられる。さらに、DOT ベースの指標は、ある職務をこなすためにどのような作業が必要であるかを測定したタスク指標に近く、職務をこなすために就業者に求められる能力を測定するスキル指標とは厳密には異なる。そのため、仕事の複雑性尺度もその複雑性が仕事の性質に依拠するものなのか、それとも労働者が複雑な職務を遂行できる能力を持つことに依拠するかを区別できない。職業との関連におけるスキルは、個人が当該の職業において要求される遂行する仕事のために必要となる能力であり、これは必ずしも仕事の性質に依拠するものではない。O-NET は DOT とは異なり、個人が職業を超えて保持できる能力としてのスキルを強調しているため（Mariani 1999）、O-NET を用いることで、個人が保有する職能横断スキル（cross-functional skills）の分析が可能になる。

3 研究の問いと仮説

本研究では記述的に職業の男女構成とスキル、および入職後の訓練期間との関係を検討することを通じて、先行研究から示唆される仮説を検討する。ここで入職後の訓練期間に着目するのは、日本においては職業能力が主として企業での訓練によって培われるからである（Busemeyer 2009）。企業での訓練を十分に受けられるかどうかは、職業能力を涵養し、それをもとに十分な賃金を得るために重要であり、既存研究においても男女の賃金格差を説明するうえで企業内訓練の格差が重要な要因として指摘されてきた（Brinton 1991）。本研究では入職後の訓練期間を賃金と正に関連する要因と位置付け、これが職業の女性比率およびスキルによっていかに決定するかを検討する。

第1に、職業の女性比率と求められるスキルレベルの関連について分析する。ここでは先行研究を参照したうえで「言語スキル」「数学スキル」「分析スキル」「指令スキル」「ケアスキル」「エンジニアリングスキル」「マニュアルスキル」「マネジメントスキル」の8つのスキルを想定し、女性比率の高い職業、および低い職業においてそれぞれいかなるスキルが求められるのか、そしてその結果からいかなるスキルが女性典型的、あるいは男性典

型的であるといえるのかを検討する。

第2に、職業の女性比率ならびにスキルレベルが入職後の訓練期間に与える影響を検討する。ただし、職業の女性比率とスキルは関連していることが考えられる。具体的には、女性比率の高い職業では、女性的とされるスキルが要求され、男性比率が高い職業では男性的とされるスキルが要求される可能性がある。仮に両者が相関している場合、スキルを考慮せずに女性比率が入職後訓練期間に与える影響を検討した場合、それが女性比率の効果なのか、それともスキルの効果なのか峻別できない。「女性的」な職業への不当評価（Reskin 1988）が正しいとすれば、スキルレベルを一定とした上でも、女性が多い職業ほど、入職後訓練期間は短いと考えられる。

仮説 1. スキルを考慮した上でも職業の女性比率と入職後訓練期間は負に相関する。

人的資本理論の想定にしたがえば、より高いレベルのスキルが要求されるほど、より多くの訓練が必要となるはずである。しかし、不当評価の説明に依拠すれば、高いスキルを要求されるからといって、それに見合った訓練期間が提供されるとは限らない。他のスキルを一定とした上でケアスキル（nurturing skill）を有することが賃金と負に関連するように（England et al. 1994）、ケアスキルのような「女性的」なスキルを必要とすることがむしろ逆に職業の価値を引き下げる可能性がある。この説明を踏まえれば、日本でも他のスキルレベルを一定としたうえで高いケアスキルを必要とすることが、むしろ訓練期間の短さにつながると考えられる。

仮説 2. 職業の女性比率、他のスキルレベルを一定とした上でも女性的なスキルと入職後訓練期間は負に相関する。

これに対して、「男性的」とされるスキルも入職後訓練期間と関連すると考えられる。Levanon and Grusky（2016）の指摘を踏まえれば、ノンマニュアルスキル、具体的には分析的なスキルや数学的スキルは入職後訓練期間と正に関連する一方、ノンマニュアル職業に典型的なスキルは入職後訓練期間と負に関連すると考えられる。

仮説 3a. 職業の女性比率、他のスキルレベルを一定とした上でもノンマニュアル男性的なスキルと入職後訓練期間は正に相関する。

仮説 3b. 職業の女性比率、他のスキルレベルを一定とした上でもマニュアル男性的なスキルと入職後訓練期間は負に相関する。

4 データ、変数、方法

4.1 データ

分析に用いる第1のデータは、e-Statより取得した職業小分類ごとの2010年国勢調査の公開集計表である。本集計表は、本稿執筆時点で入手できる公表集計のうち職業小分類ごとに性別・学歴別就業者数および性別・年齢階級別就業者数を取得できる最新のものであ

る。

分析に用いる第2のデータは、厚生労働省の職業情報提供サイト（以下、日本版 O-NET）より取得した職業別の数値情報である。日本版 O-NET は、米国 O*NET を参考としつつ、約 500 の職業に関して、仕事の内容等が含まれる「職業解説（定性データ）」に加え、職業に求められるスキルレベルや知識の重要度等を職業間で比較可能な数値で示した「数値情報（定量データ）」を提供している。数値情報について、具体的には、7つの領域（職業興味、仕事価値観、教育と訓練、スキル、知識、仕事の性質、タスク）に関する項目が、労働政策研究・研修機構により実施された 2018 年、2019 年の Web 就業者調査及び 2019 年の補足的な紙媒体での調査により収集されている⁴⁾。今回使用するデータは職業情報データベース（日本版 O-NET）ウェブサイト上に掲載されている「職業情報データベース簡易版数値系ダウンロードデータ ver 1.8」である⁵⁾。

日本版 O-NET で収集されている職種については厚生労働省編職業分類（労働政策研究・研修機構 2011）との対応関係が示されているが、今回分析に使用する国勢調査の職業分類（総務省統計局 2010）とは一対一に対応しているわけではない。そこで、日本版 O-NET で収集されている職種を国勢調査の職業分類への統合作業を行った。その概略については補論 1 で述べており、詳細については小松・麦山（2021）で議論している。統合作業の結果、分類不能の職業を除外し、「個人教師」をまとめた全 227 の国勢調査職業小分類のうち、215 の職業に対して O-NET の情報を割り当てた。本稿の分析に使用するのは、これら 215 の職業である⁶⁾。

4.2 方法

第1に、職業のスキルレベルが当該職業の女性比率といかに関連しているかを検討する。職業*i*の*j*番目のスキルレベルを女性比率 $PropFemale_i^j$ 、大卒比率 $PropUniv_i^j$ 、平均年齢 $MeanAge_i^j$ で回帰する以下のモデルを推定する。

$$Skill_i^j = \alpha^j + \beta \times PropFemale_i^j + \gamma \times PropUniv_i^j + \delta \times MeanAge_i^j + \varepsilon_i^j$$

とくに大卒比率によって職業の教育水準をコントロールすることは重要である。人的資本理論にしたがえば、学歴が高い者ほど高いスキルを有するため、より高いスキルが要求される職業に就く。女性は男性と比較して教育水準が低いため、大卒比率を統制しない場合、女性比率とスキルの関連は単に教育水準の違いを反映しているだけの可能性がある。大卒比率を統制することで、この交絡を除いて女性比率とスキル特性の直接の関連を検討できる。

第2に、入職後の訓練期間が当該職業の女性比率およびスキルレベルといかに関連しているかを検討する。職業*i*における入職後の訓練期間（*Training*）を、女性比率、スキルレベル、大卒比率、平均年齢、業務独占資格職か否か（*License*）で回帰する以下のモデルを推定する。

$$Training_i = \alpha + \beta \times PropFemale_i + \sum_j \gamma_j \times Skill_i^j + \delta \times PropUniv_i + \theta \times MeanAge_i \\ + \phi \times License_i + \varepsilon_i$$

大卒者が就業以前より平均的に高いスキルを有しているならば、同程度のスキルレベルが必要な職業においては、大卒者の割合が高いほど入職後の訓練は短くすむと考えられる。ゆえに、女性比率およびスキルと入職後の訓練期間の直接の関連を検討するために大卒比率を統制する必要がある。また同程度のスキルレベルが必要な職業であっても、より長い入職前の訓練や経験が求められるような職業では入職後の訓練期間が短くすむ可能性がある。業務独占資格職か否かは、この影響を除くために用いる⁷⁾。

4.3 変数

国勢調査集計表より構成される職業レベルの変数として、25–64 歳就業者数、25–64 歳就業者に占める女性比率、大卒比率、25–64 歳就業者における平均年齢を用いる。就業者数は、分析において各職業にウェイトをかけるための変数として使用する。女性比率は、各職業における女性就業者の比率であり、0 (=0%) から 1 (=100%) までの値をとる⁸⁾。大卒比率は、各職業においてすでに学校を卒業した就業者のうち、不詳を除外した大学・大学院者の比率であり、0 (=0%) から 1 (=100%) までの値をとる。2010 年国勢調査の集計表では、年齢階級・職業小分類・最終卒業学校の種類別の集計表が公開されておらず、25–64 歳に限定したうえでの各職業の学歴分布に関する情報を得ることができない。そこで 25–64 歳までに限定したうえでの各職業の大卒比率に代えて、全年齢の就業者でみた大卒比率を使用することとした⁹⁾。平均年齢は、25 歳から 64 歳までの 5 歳年齢階級ごとの中点を取り、当該年齢階級の就業者数を 25–64 歳就業者数で除した割合を用いて重み付け平均を計算することで算出した。

日本版 O-NET では、質問紙で設定されたスキル項目それぞれについて、自分の仕事においてどの程度のレベルのスキルが必要とされるかを 7 段階で評価する。この回答を職業ごとにまとめ、平均を取ることで項目ごとのスキルレベルが算出される。本研究では「言語スキル」「数学スキル」「分析スキル」「指令スキル」「ケアスキル」「エンジニアリングスキル」「マニュアルスキル」「マネジメントスキル」の 8 つのスキルを作成し、これらのスキルに対応するよう 28 の項目を割り当て、合成指標を作成した¹⁰⁾。この対応については表 1 に掲げるとおりである。合成指標の作成方法は、米国 O*NET を用いてタスク指標を作成している Acemoglu and Autor (2011: 1163–64) の方法にしたがう。まず、各スキル項目を各職業の 25–64 歳就業者数で重み付けしたうえで平均 0、標準偏差 1 となるように標準化したうえで、同じスキルを測定していると想定する項目を合算する。各項目の平均値と標準偏差をあらかじめそろえておくことで、合成指標を作成した際に各項目の合成指標に対する貢献度が等しくなるという利点がある。ついで、計算された値を各職業の 25–64 歳就業者数で重み付けしたうえで平均 0、標準偏差 1 となるように標準化し、8 つのスキルのスコアを得る。本研究では、職業における女性比率との関連をもとにこれら 8 つのスキル群が男性的、女性的、ジェンダー中立的のいずれに当てはまるか、操作的に定義する。

当該職業における訓練期間の指標として、仕事のやり方を覚えるまでにどれくらいの訓

練習期間が必要であるかについての質問を用いる。日本版 O-NET では、対象者に対し「あなたの仕事では、その仕事に就いた後に、仕事のやり方を一通り覚え、周囲から特別なサポートが無くても他の一般的な就業者と同程度の仕事をこなせるようになるまで、どれくらいの期間が必要ですか」（「その仕事に就いた後に」の箇所には調査票で下線あり）という質問文のもと、「わからない」を含む 10 個の選択肢のうちから、入職後に一通り仕事を覚えるまでの期間を尋ねている。本分析では、「わからない」と回答した者を除き、1 年超必要と回答した割合を、当該職業の訓練期間の長さの指標として用いた。

また国勢調査情報にも日本版 O-NET にも含まれない統制変数として、当該職業が業務独占資格職か否かを使用する。これは、2010 年時点において当該職業小分類に含まれる職業のすべて、もしくは一部において業務独占資格が必要とされる場合に 1、そうでない場合に 0 をとる 2 値変数である¹¹⁾。以上、使用する変数の記述統計量は表 2 に示した。

[表 2 挿入]

5 分析結果

5.1 スキルに関する記述的な傾向

表 3 には、8 つそれぞれのスキルについて、スキルレベルの値が高い 5 つの職業を並べた。例えば、高い言語スキルを必要とするのは上位から「裁判官、検察官、弁護士」「その他の法務従事者」「弁理士、司法書士」「公認会計士」「歯科医師」となる。ケアスキルは保健師や助産師において高く、数学スキルは化学技術者や自然科学系研究者において高く、マネジメントスキルであれば管理的職業従事者において高い。

[表 3 挿入]

8 つのスキルレベルはどの程度相関するのか。図 1 には、8 つのスキル間の相関係数を示した。マニュアルスキルを除きいずれのスキルもある程度高い正の相関を示し、あるスキルレベルが高い職業では別のスキルレベルも高い。とくに、言語・分析・指令・ケアスキルは互いに近しく、数学・エンジニアリング・マニュアルスキルが互いに近い。言語スキル、分析スキル、指令スキルの 3 つについては互いの相関係数はいずれも 0.95 と高い。ケアスキルも言語スキル、分析スキル、指令スキルとの相関係数それぞれ約 0.9 である。一方で、数学スキルはこれらのスキルよりもエンジニアリングスキルと高い相関を示す。マニュアルスキルについても、言語・分析・指令・ケアスキルとの相関はさほど高くないものの、エンジニアリングスキルと数学スキルについては比較的高い相関を示す。マネジメントスキルは、マニュアルスキルを除いてはどのスキルとも 0.65-0.85 程度の相関を示し、先の 2 つのグループどちらとも近い特徴を持っている。

[図 1 挿入]

5.2 女性比率とスキルの関連

職業の女性比率とスキルレベルの間にはいかなる関係があるだろうか．図 2 には，先に作成した 8 つのスキル別に，スキルレベルを縦軸，女性比率を横軸とする散布図を示した．言語スキルおよびケアスキルを除く 6 つのスキルでは相関係数は負であり，女性比率の高い職業ほどスキルレベルが低い傾向がある．

[図 2 挿入]

ただし，学歴の高い者がよりスキルレベルの高い職業に就くこと，さらに女性の学歴水準が男性よりも低いということを踏まえれば，大卒比率等を一定としても関連がみられるかを確認する必要がある．そこで図 3 には，各スキルレベルを従属変数とし，女性比率および大卒比率，従事者の平均年齢を独立変数とする回帰分析を推定した結果を示した．

[図 3 挿入]

女性比率と有意な正の関連を示すのはケアスキルである．具体的には，女性比率が 10% ポイント高いとケアスキルは 0.09 標準偏差分高くなり，女性の多い職業においてケアスキルが求められやすい傾向が示唆される．この結果は，ケアスキルを女性に典型的なものとみなされてきたと指摘する先行研究とも符合する．なお言語スキルについても女性比率の係数は正であるが，統計的に有意ではない．以降ではケアスキルを女性的なスキルとみなす．

女性比率と負の相関を示すのは，数学スキル，エンジニアリングスキル，およびマニュアルスキルである．女性比率が 10% 高いと，数学スキルは 0.11 標準偏差，エンジニアリングスキルは 0.12 標準偏差，マニュアルスキルは 0.22 標準偏差分低く，男性の多い職業においてこれらのスキルが求められやすい傾向がある．これらも先行研究において男性に典型的とみなされてきたものであり，以降では男性的スキルとみなす．分析スキル，言語スキル，指令スキルは女性比率と関連しておらずジェンダー中立的とみなす．

5.3 訓練期間の決定要因

次に，入職後の訓練期間が職業の女性比率およびスキルレベルとどれだけ関連しているかを検討する．図 4 には女性比率と入職後訓練期間の散布図を示した．相関係数は負の値を示し，女性比率の高い職業ほど入職後の訓練期間が短い職業が多い．散布図からも，女性比率が数%に満たない職業においては長い訓練期間が必要とする職業が多いことがみてとれる．女性比率が低く，長い訓練期間が必要とする職業に典型的なのは生産工程従事者や建設採掘従事者であり，就業者数の多い例では，大工（就業者数 341,170 人，女性比率 0.87%，1 年超比率 79.9%），配管従事者（233,580 人，女性比率 1.39%，1 年超比率 86.8%），自動車整備・修理従事者（就業者数 355,940 人，女性比率 1.48%，1 年超比率 77.4%）が挙げられる¹²⁾．

[図 4 挿入]

図 5 には、スキルレベルと入職後訓練期間の散布図を示した。スキルレベルと訓練期間はいずれも正の関連を示し、どのスキルについても、高いスキルが要求される職業ほど入職後の訓練期間も長い傾向がある。8 つのスキルのうち、ケアスキルとマニュアルスキルについては入職後訓練期間との相関係数は小さく、他と比べるとスキルの高さと訓練期間の長さの関連はやや弱い。

[図 5 挿入]

他の変数を統制したうえで、女性比率およびそれぞれのスキルは入職後の訓練期間と関連しているだろうか。図 5 には、入職後の訓練期間が 1 年超とする比率を従属変数とする回帰分析から推定される係数と 95%信頼区間を示した。係数の値は、独立変数 1 ポイントの増加に対して入職後訓練期間が 1 年超とする比率が何ポイント増加するかを示し、値が正に大きいほどその他の要因を一定としたときに当該職業において入職後の訓練期間が長いことを意味する。

[図 6 挿入]

他の変数を統制したうえで、女性比率の係数は有意な負の値を示す。具体的には、女性比率が 10%ポイント高いと、訓練期間が 1 年超であるとする比率が 1.6%ポイント低い。この結果は、職業の女性比率と入職後訓練期間が負に関連するとした仮説 1 を支持する。さらに、ケアスキルの係数も有意な負の値を示している。ケアスキルのレベルが 1 標準偏差分高いと、訓練期間が 1 年超であるとする比率が 13%ポイント低い。ケアスキルが 1 標準偏差分異なるということ、たとえば食料品製造従事者 (-0.73) と会計事務従事者 (0.32)、あるいは会計事務従事者と介護職員 (1.4) の差に相当する。ケアスキルを女性比率の高い職業においてより求められるという意味で女性典型的なスキルとみなした場合、この結果は女性典型的なスキルと入職後の訓練期間が負に関連するとした仮説 2 を支持する。

その他のスキルについてはいずれも有意な関連は確認されない。ただし、分析スキルおよび指令スキルの係数はやや大きな正の値を呈し、10%水準であれば統計的に有意である。ただしこれらはいずれも女性比率とは関連しないという意味でジェンダー中立的なスキルであったことを踏まえれば、男性典型的なスキルと訓練期間の関連を予想した仮説 3a および仮説 3b は支持されない。

そのほかの統制変数については、大卒比率は予想通り係数は負であり、職業の大卒比率が高いほど、入職後の訓練期間は短い。一方で業務独占資格の係数は予想と異なり係数は正であり、資格取得を通じて入職前に訓練を経ているからといって、入職後の訓練期間が短くなるわけではない。係数が正となる理由として、資格を必要とする職業では、今回のスキルでは測定できていない職業特殊的なスキルを身につけるために、当該職業での実際の就業経験も必要である可能性が考えられる。

さらに関連の大きさをより実質的に解釈するための補足的な分析として、入職後の訓練期間の回答区間の中点をとって連続変数とみなした変数を作成し、比率の変数に換えて従

属変数としてモデルに投入した（補表 2）¹³⁾。その結果によれば、女性比率が 10%高いと約 1.7 ヶ月、ケアスキルが 1 標準偏差分高いと約 4.0 ヶ月、平均的に訓練期間が短いことが確認された。

5.4 ロバストネスチェック

以上の結果の頑健性を確認するため、いくつかの追加的な分析を行った。第 1 に、国勢調査の職業小分類のなかには、性質が異なる多様な職業を含む分類が含まれている。とりわけ「その他の技術者」「他に分類されない専門的職業」「その他の一般事務従事者」にはいずれも性質が異なるとみられる職業が混在しており、かつ就業者数も多いため、これらの職業を用いることが全体の結果に偏りをもたらしている可能性がある。そこで、これら 3 つの職業を除外して同じ分析を行ったが、結果はほぼ同じであった（補表 3, 補表 4）。

第 2 に、今回の分析では、O-NET 上で対応する職業がなかった職業小分類については、類似するとみられる職業のスコアと同じ値を当該の小分類に割り当てる処理を行った。この処理が結果を歪めているかどうかを確認するため、この処理を行った職業をすべて除外して同様の分析を行ったが、これについても既に議論したものと結果はほぼ同じだった（補表 5, 補表 6）。

第 3 に、訓練期間に対する回帰分析について、スキル間の相関が高いことが推定に際して何らかの問題を生んでいないかどうかを検討した。図 1 にも示したとおり、スキルどうしの相関は高く、多重共線性が生じスキルの係数の推定値が不安定になっている可能性がある。この点をチェックするため、スキルを 1 つずつ独立変数から除いたモデルを推定したが、全てのモデルにおいてケアスキルおよび女性比率の係数は有意な負の値を示した（補表 7）。

第 4 に、女性比率がスキルおよび入職後訓練期間に与える影響が非線形である可能性について検討した。職業の女性比率と賃金の関連を検討した高松（2012）では、女性比率と賃金の関連は線形でなく、女性比率の高い職業（女性職）と低い職業（男性職）において賃金が高いという結果が示されていた。このような非線形の関連が本分析でもみられるかを確認した。スキルを従属変数とした分析では、言語スキル、指令スキル、ケアスキルについて、女性比率の 2 乗項が統計的に有意となった（補表 8）。具体的には、女性比率が高いほど言語スキル、指令スキル、ケアスキルが高い傾向は、女性比率がおおむね 50%を超える職業で確認された（補図 1）。この結果は、女性比率が高いほど女性典型的なスキルが求められやすくなる傾向はどのような職業においても当てはまるわけではなく、もともと女性比率がある程度高い職業にのみ関してみられる可能性を示唆する。なお、訓練期間を従属変数とする分析については、女性比率の 2 乗項を投入しても有意な違いは確認されなかった（補表 9）。

5.5 考察

以上、職業の女性比率と 8 つのスキルの関連、および女性比率とスキルレベルが入職後の訓練期間に与える影響について検討した。第 1 に、女性比率とスキルの関連に関する分析から、女性比率が高い職業ほどケアスキルが必要とされやすく、女性比率が低い（男性比率が高い）職業ほど数学、エンジニアリング、マニュアルスキルが必要とされやすい傾

向を明らかにした。女性比率が高い職業において求められるスキルを女性典型的とみるならば、先行研究で指摘されてきたとおり、日本においてもケアスキルは女性典型的といえ、また、数学・エンジニアリング・マニュアルスキル、マネジメントスキルは男性典型的であるといえる。これらの関連は大卒比率を一定としたうえで確認された傾向であり、男女が異なるスキルが必要とされる職業に就くことは、教育水準の差によっては説明されない。同じ教育レベルであったとしても、女性と男性はそれぞれ異なるスキルが求められる職業に就いている。

第2に、女性比率とスキルが入職後の訓練期間に与える影響に関する分析から、女性比率が高いほど、求められるケアスキルのレベルが高いほど、入職後の訓練期間が短くなることを明らかにした。これらの結果は2つの意味で不当評価（devaluation）の存在を示唆している。まず、スキルレベルが同じであるにもかかわらず、女性比率が高い職業においては、入職後の訓練期間が短い。女性が多い職業は女性が多く従事していることそれ自体によって、訓練が必要でない（レベルの低い）仕事とみなされている可能性がある。さらに、スキルレベルが高いほど長い訓練期間が必要であるという想定だけでは、ケアスキルのレベルが高いほど訓練期間が短いという結果についても説明ができない。ケアスキルが女性典型的であることを示した第1の分析を踏まえれば、たとえレベルが高かったとしても、ケアスキルは女性典型的であるがゆえに訓練が必要ではないと雇用主からみなされる不当評価の解釈が、可能性として妥当するだろう。

本稿の分析は、なぜ性別職域分離を通じて男女間賃金格差が生じるのか、なぜ女性の多い職業では賃金が低いのかという問いに対して、一つの説明を提供する。女性が多い職業では、また女性典型的なスキルが必要とされる職業では、それ以外の職業と比べて入職後の訓練期間が短い。女性が就きやすい職業において訓練期間が短いことは、女性の賃金の伸びを抑制し、男女間の賃金格差を生み出す要因の一端になっている可能性がある。

6 議論

本研究では、女性比率の高い職業ならびに女性的なスキルが入職後の訓練期間と関連することをもって、女性的な労働への不当評価が労働市場のジェンダー格差を生むメカニズムとして存在する可能性を指摘した。ケアスキルが要求される代表的な職業である介護職員（標準化ケアスキル 1.40, 女性比率 77.6%, 就業者数 838,740 人）は、その他の福祉産業と同様に高齢化に伴って労働需要が増加しているにもかかわらず賃金が抑制されていることに対しては、介護報酬制度による介護サービスの価格抑制という制度的要因が指摘されているが（近藤 2017）、本稿の結果はケアスキルが要求される職業では入職後の訓練期間が少ないために賃金が少ない可能性を示唆している。本分析の貢献は、個別の職業を超えてケアスキルが要求される職業全般に該当する、より一般的な賃金抑制メカニズムの可能性を見出した点にある。ケアスキルが要求される女性比率の高い職業の例としては、保健師（標準化ケアスキル 2.95, 女性比率 94.1%, 就業者数 3.6 万人）、幼稚園教員（同 2.01, 73,260 人）看護師（同 1.95, 94.2%, 1,095,300 人）などがあり、これらは必ずしも賃金の高くない職業として知られる。これらの職業の賃金が低いのは、ケアスキルへの不当評価によって生じている可能性がある。もちろん、本研究で指摘したメカニズムは、上記で言及した制度的な要因の存在を排除するものではなく、両立しうるものである。

本稿ではある職業ないしスキルが女性的であるとみなされているために評価が低いと解釈した。ここでは、雇用主が女性的な仕事に対して少ない訓練機会しか与えないという需要側のメカニズムを想定している。一方で、結婚出産にともなって就業中断を余儀なくされる女性は訓練を受けられる仕事に就くインセンティブが乏しいという供給側のメカニズムも存在しうる。本研究では両者を十分に峻別できていない。本分析では供給側の要因として大卒割合を統制しているが、同じ学歴のなかで男女が異なる職業を選好する可能性は否定できない。専攻の違いはその一例である (England and Li 2006; Uchikoshi et al. 2020)。今後は専攻をはじめとする供給側の要因を考慮に入れた分析が望まれる。

本稿が指摘する女性的労働への不当評価は、上記の供給側のメカニズムが男女賃金格差の決定要因ではないと棄却するわけではない。むしろ、両者は統一的なフレームワークで理解することが必要である。ジェンダー本質主義 (gender essentialism) に立つ理論的な視点は (England 2010; Charles and Bradeley 2002, 2009; Levanon and Grusky 2016; Ridgeway 2009), 当該の職業において行われるミクロレベルの行為およびスキル自体が男性的・女性的という本質主義的なフレームのもとで理解される点を指摘する (England et al. 1994; Levanon and Grusky 2016)。具体的には、本研究で検討したようなケア労働は、女性が担うものであるという本質的な理解が、人々の認知枠組みに埋め込まれていることを指す。この本質主義的な理解をもとに、需要側の雇用者は女性を女性的なスキルが要求される職業に割り当て、供給側の労働者も自身に内面化したジェンダー本質主義的な信念をもとに特定の職業を選好するとされる。このようにジェンダー本質主義は需要側、供給側の説明を架橋する。本分析が示唆する女性的労働への不当評価は日本における男女賃金格差の決定要因の一つであり、他の説明を排除するものではない。

本研究は以下の限界を抱える。第1に、本研究では賃金を直接検討できていない。訓練期間との負の関連をもって、ケアスキルや女性が多い職業への不当評価を論じるのは、賃金を観測できていない以上、類推でしかない。しかしながら、特にケアスキルに関しては、なぜケアスキルだけが訓練期間と負に相関しているのか、人的資本のフレームワークで説明することは難しい。本研究は賃金を測定できていない限界を抱えるが、それでもなお、今後の研究が賃金をアウトカムにして検証すべき論点を提示しているだろう。

小分類レベルの職業の賃金を測定しているデータは少なく、サンプルサイズの大きな官庁統計でも時間当たり賃金を正確に測定できる公開されている集計表は賃金構造基本調査に限られる。国勢調査の職業分類と対応した形で裏的にデータが構築されているわけではない。そのため今後は、就業構造基本調査の個票など、その他の官庁統計データも使用して、職業レベルの男女の分離およびスキルが賃金に与える影響を検討することが望まれる。スキルを測定している調査の一つとして、日本では国立教育政策研究所が行なっている国際成人力調査 (PIAAC) があげられる。こうしたデータを使うことができれば、性別職域分離とスキルを同時に考慮した上で男女賃金格差の規定要因を検討できるだろう。

第2に、小分類レベルで職業の男女構成を計算するには現時点で国勢調査が最も適しているが、国勢調査が依拠する日本標準職業分類は必ずしも職業によるスキルの違いを考慮した分類になっているわけではない (西澤 2018)。そのため、本来はスキルが異なるような職業が同じ分類に含まれている可能性は否定できない。スキル以外にも、日本標準職業分類でまとめられる職業内の異質性については留意する必要がある。例えば、O-NETで

は医師に関して外科医，内科医，産婦人科医など詳細にスキル要件を尋ねているが，日本標準職業分類ではこれらの職業は全て「医師」にまとめられる．しかしながら，同じ医師の中でも外科医と産婦人科医といったように，男女の構成ひいては賃金が異なるかもしれない．本分析の結果が，そうした職業内の重要な異質性を見逃している可能性については限界として指摘しておきたい．

本研究は以上の限界を抱えるが，今回の分析結果は日本における男女賃金格差に対して重要な示唆を与えると考えられる．アメリカなどの多くの先進国では大学進学割合の男女差は逆転，女性の方が大学に進学する傾向にあり（DiPrete and Buchmann 2013），専門職への女性の進出が指摘されている．日本でも四年制大学の進学率になお男女差が残っているが，女性の大学学部進学率は 2018 年に初めて 5 割を超え，男女差はなくなりつつある．今後教育年数でみた男女差がなくなると想定すると，労働市場において男女がどのような職業につき，キャリアを歩むか，特に増加する大卒人口を踏まえれば，専門職に代表される高いスキルに就く高学歴女性の職業キャリアが，男女賃金格差を考える際により重要になるだろう．この文脈で山口（山口 2017; Yamaguchi 2019）が指摘する専門職内部におけるハイスキルの職業に就く男性と準専門職に就く女性の分離が続くとすれば，男女の高等教育進学における格差が解消したとしての労働市場における男女の不平等は今後も続くかもしれない．こうした準専門職には女性が多く，看護師などケアスキルが要求される職業も少なくないことを考えると，賃金への影響を検討する際に，本論文のように職業の男女構成と職業スキルの双方を同時に考慮する分析がより重要になるだろう．

〔謝辞〕

本論文の内容は一橋大学でのセミナーにて報告し，参加された先生方より有益なご指摘をいただきました．執筆にあたり，神林龍先生（一橋大学），多喜弘文先生（法政大学），田中茜さん，胡中孟徳さん（東京大学）より大変有益なコメントをいただきました．記して感謝申し上げます．

〔注〕

- 1) OECD (2020), Gender wage gap (indicator). doi: 10.1787/7cee77aa-en (Accessed on 20 May 2020)
- 2) これらは総称して「停滞するジェンダー革命」（England 2010）と呼ばれる．
- 3) 米国 O*NET は，連邦労働省雇用訓練局が運営する職業情報提供サイトであり，974 職業（2020 年 3 月現在）が収録されている．各職業について，仕事内容，求められるスキルや知識，求められる学歴，年収等の情報がインターネットで提供されているほか，求められるスキルや知識等については数値化されている．詳細は，<https://www.onetonline.org/>を参照されたい．
- 4) 数値情報について，Web 調査会社にモニター登録している者を対象に，1 つの職業につき約 60 名程度の就業者の回答収集を目標に調査を実施した結果，約 26,000 人の有効回答を得ている．なお，就業者数が 20 件未満であった職業は日本版 O-NET のデータベースに掲載されていない．調査では，回答者の属性（就業状況，職業，仕事の具体的な内容，経験年数等）のほか，各職業において，どのような興味を持った人が向いているかについて

6 項目 5 段階評価で尋ねている「職業興味」、どのような観点で仕事に対する満足感を得やすいかについて 10 項目 5 段階評価で尋ねている「仕事価値観」、入職前、および入職後にどのような教育、訓練、経験が必要とされるかについて尋ねている「教育と訓練」、どのようなレベルのスキルが求められるかについて 39 項目 7 段階評価で尋ねている「スキル」、どのような知識が重要であるかについて 33 項目 5 段階評価で尋ねている「知識」、どのような環境（物理、対人、構造）の中で働くかについて 23 項目 5 段階評価で尋ねている「仕事の性質」、実際に行う職務の実施の有無を尋ねている「タスク」について、それぞれ聴取している。収録職業の選定方法、調査内容の詳細、回答者の全体の傾向等については、JILPT 報告書（労働政策研究・研修機構 2020）を参照されたい。

なお日本版 O-NET では、回答者が自身の職業において求められるスキルレベルを評価する。主観的な評価にともなうバイアスが生じる可能性がある。ただし、スキル評価を回答者による評価から分析官による評価に切り替えた米国 O*NET を用いた研究によれば、回答者による評価から計算された職業ごとのスキルレベルと分析間によるものとの相関係数はおおむね 0.7 程度であり、スキルにもとづく職業の序列に関して両者はおおむね類似した傾向を示すことが確認されている（Tsacoumis and Iddekinge 2006）。したがって本稿でも、日本版 O-NET より得られたスキル評価による職業の序列は、客観的な職業の序列を十分に測定するものと想定する。

5) <https://shigoto.mhlw.go.jp/User/download>（2020 年 7 月 23 日取得）。

6) 同様の分析は既存研究が検討してきたより大きな職業分類でも行うことができる。本研究で小分類職業に焦点を当てるのは、小分類レベルでの職域分離の方が男女間の格差とより密接に結びつくと考えられるためである。本研究で主眼とするスキル以外にも、給与や権力の点で大きく異なる職業が含まれている。同じ製造業に属する職業でも、電気機械器具組立・修理工、および織布作業者やミシン縫製作業者といった繊維関係の職業では女性就業者の割合が多く、これらは 1980 年時点では「女性的」な職業だった（打越・麦山 2020）。

7) 全年齢の就業者でみた大卒比率が 25–64 歳の就業者でみた大卒比率と大きくずれているならば、結果にバイアスが生じる可能性がある。そこで、年齢階級別・最終卒業学校の種類別の集計表が公開されている職業中分類（57 分類）を用いて、職業中分類ごとに 25–64 歳の就業者における大卒比率と全年齢の就業者における大卒比率を求め、両者がどの程度ずれるかを確認した。全年齢の就業者における大卒比率（ y ）を 25–64 歳の就業者における大卒比率（ x ）で回帰すると $y = -0.0055 + 0.9752x$ （ $R^2 = 0.9967$ ）となり、全年齢の就業者における大卒比率は 25–64 歳の就業者における大卒比率よりも 2.5%ポイントほど低い傾向があるものの、高い R^2 に示されるとおり、両者のずれは小さい。すなわち、全年齢の就業者における大卒比率を用いたとしても、25–64 歳の就業者における大卒比率の影響を比較的正確に捉えられるといえる。

8) 上記いずれのモデルについても、残差分散の不均一性に対処するため、標準誤差の推定にはロバスト標準誤差を用いた（MacKinnon and White 1985）。

9) これらの変数について 25–64 歳という範囲を設定しているのは、多くの者が学校教育を終え、かつ労働市場から引退するまでの年齢における就業者を本稿の主たる関心とするためである。

10) 今回作成した合成尺度の妥当性を確かめるため、確証的因子分析（小杉・清水 2014）

を行った。分析の結果、設定した 8 つの上位項目に対して下位項目はいずれも高い相関を示し、今回の分類はある程度妥当なものといえる。詳細な結果は補表 1 参照のこと。

11) 当該職業小分類の全部が業務独占資格職であるものとしては「医師」「看護師」「弁理士、司法書士」などが該当し、一部が業務独占資格である職業としては「その他の保健医療従事者」（臨床工学技士や義肢装具士など）「介護職員」（介護福祉士など）「その他の電気工事従事者」（電気工事士など）などが該当する。全部が業務独占資格である職業と一部が業務独占資格である職業を区別した分析も行ったが、結果はほぼ同じであった。

12) ここで就業者数は 25-64 歳就業者数を、女性比率は 25-64 歳就業者数に占める 25-64 歳女性就業者数の比率である。以下同様。

13) いずれも、「わからない」を除いて「特に必要ない」「1 ヶ月以下」「1 ヶ月超～6 ヶ月以下」「6 ヶ月超～1 年以下」「1 年超～2 年以下」「2 年超～3 年以下」「3 年超～5 年以下」「5 年超～10 年以下」「10 年超」の選択肢が設けられており、それぞれ 0, 0.5, 3.5, 9, 18, 30, 48, 90, 120 とコードし、おおよその訓練期間の月数を表すようにした。

[文献]

- Acemoglu, Daron and David Autor. 2011. “Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings.” *Handbook of Labor Economics* 4b:1043–1171.
- Aiba, Keiko, and Amy S. Wharton. 2001. “Job-Level Sex Composition and the Sex Pay Gap in a Large Japanese Firm.” *Sociological Perspectives* 44(1):67–87.
- Becker, Gary S. 1957. *The Economics of Discrimination*. University of Chicago Press.
- Blau, Francine D., and Lawrence M. Kahn. 2000. “Gender Differences in Pay.” *Journal of Economic Perspectives* 14(4):75–99.
- Brinton, Mary C. 1991. “Sex Differences in On-the-Job Training and Job Rotation in Japanese Firms.” *Research in Social Stratification and Mobility* 10:3–25.
- Brinton, Mary C. 1993. *Women and the Economic Miracle: Gender and Work in Postwar Japan*. California: University of California Press.
- Brinton, Mary C., and Hang-Yue Ngo. 1993. “Age and Sex in the Occupational Structure: A United States-Japan Comparison.” *Sociological Forum* 8(1):93–111.
- Busemeyer, Marius R. 2009. “Asset Specificity, Institutional Complementarities and the Variety of Skill Regimes in Coordinated Market Economies.” *Socio-Economic Review* 7(3):375–406.
- Chang, Chin-fen, and Paula England. 2011. “Gender Inequality in Earnings in Industrialized East Asia.” *Social Science Research* 40(1):1–14.
- Charles, Maria, Mariko Chang, and Joon Han. 2004. “Gender and Age in the Japanese Labor Market, 1950-1995.” Pp. 179–212 in *Occupational Ghettos: the Worldwide Segregation of Women and Men*, edited by M. Charles and D. B. Grusky. Stanford, Calif: Stanford University Press.
- Cohen, Philip N. 2013. “The Persistence of Workplace Gender Segregation in the US: Gender Segregation at Work.” *Sociology Compass* 7(11):889–99.

- Cohen, Philip N., and Matt L. Huffman. 2003. "Occupational Segregation and the Devaluation of Women's Work across U.S. Labor Markets." *Social Forces* 81(3):881–908.
- DiPrete, T. A., and C. Buchmann. 2013. *The Rise of Women: The Growing Gender Gap in Education and What It Means for American Schools*. Russell Sage Foundation.
- Elbers, Benjamin, Thijs Bol, and Thomas A. DiPrete. 2020. "Training Regimes and Skill Formation in France and Germany An Analysis of Change Between 1970 and 2010." 1–33.
- England, Paula. 1992. *Comparable Worth: Theory and Evidence*. Aldine de Gruyter.
- England, Paula. 2010. "The Gender Revolution: Uneven and Stalled." *Gender & Society* 24(2):149–66.
- England, Paula, Michelle Budig, and Nancy Folbre. 2002. "Wages of Virtue: The Relative Pay of Care Work." *Social Problems* 49(4):455–73.
- England, Paula, Melissa S. Herbert, Barbara S. Kilbourne, Lori L. Reid, and Lori McCreary Megdal. 1994. "The Gendered Valuation of Occupations and Skills: Earnings in 1980 Census Occupations." *Social Forces* 73(1):65–99.
- Estévez-Abe, Margarita. 2006. "Gendering the Varieties of Capitalism. A Study of Occupational Segregation by Sex in Advanced Industrial Societies." *World Politics* 59(1):142–75.
- Handel, Michael J. 2016. "The O*NET Content Model: Strengths and Limitations." *Journal of Labour Market Research* 49: 157-176.
- 堀春彦, 2008, 「労働市場の分断と男女賃金格差」『JILPT Discussion Paper Series』8(9), 1-43.
- Jovanovic, Boyan. 1979. "Firm-Specific Capital and Turnover." *Journal of Political Economy* 87(6):1246–60.
- Katherine Micheltore, and Sharon Sassler. 2016. "Explaining the Gender Wage Gap in STEM: Does Field Sex Composition Matter?" *RSF: The Russell Sage Foundation Journal of the Social Sciences* 2(4):194.
- Kilbourne, Barbara Stanek, Paula England, George Farkas, Kurt Beron, and Dorothea Weir. 1994. "Returns to Skill, Compensating Differentials, and Gender Bias: Effects of Occupational Characteristics on the Wages of White Women and Men." *American Journal of Sociology* 100(3):689–719.
- Kim, Young-Mi, and Sawako Shirahase. 2014. "Understanding Intra-Regional Variation in Gender Inequality in East Asia: Decomposition of Cross-National Differences in the Gender Earnings Gap." *International Sociology* 29(3):229–48.
- 小松恭子・麦山亮太, 2021. 「日本版 O-NET の数値情報を用いた応用研究の可能性：日本版 O-NET と国勢調査のマッチングデータを用いた試行的分析」.
- 近藤絢子, 2017, 「人手不足なのに賃金が上がらない三つの理由」玄田有史編著『人手不足なのになぜ賃金が上がらないのか』慶應義塾大学出版会. Pp.1-15.
- 厚生労働省, 2019, 『平成 30 年賃金構造基本統計調査の概況』.

- 小杉考司・清水裕士, 2014, 『M-plus と R による構造方程式モデリング入門』北大路書房.
- Levanon, A., P. England, and P. Allison. 2009. "Occupational Feminization and Pay: Assessing Causal Dynamics Using 1950-2000 U.S. Census Data." *Social Forces* 88(2):865–91.
- Levanon, Asaf, and David B. Grusky. 2016. "The Persistence of Extreme Gender Segregation in the Twenty-First Century." *American Journal of Sociology* 122(2):573–619.
- MacKinnon, James G. and Halbert White. 1985. "Some Heteroskedasticity-Consistent Covariance Matrix Estimators with Improved Finite Sample Properties." *Journal of Econometrics* 29:305–25.
- Mariani, Matthew. 1999. "Replace with a Database: O*NET Replaces the Dictionary of Occupational Titles." *Occupational Outlook Quarterly* Spring:3–19.
- Mincer, Jacob, and Solomon Polachek. 1974. "Family Investments in Human Capital: Earnings of Women." *Journal of Political Economy* 82(2, Part 2):S76–108.
- Mun, Eunmi. 2010. "Sex Typing of Jobs in Hiring: Evidence from Japan." *Social Forces* 88(5):1999–2026.
- 長松奈美江, 2008, 「技能変数をもちいた所得決定構造の分析」『理論と方法』23(1):73-89.
- 長松奈美江・阪口祐介・太郎丸博, 2009, 「仕事の複雑性スコアの構成：職務内容を反映した職業指標の提案」『理論と方法』24(1), 77-93.
- 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に賃金格差は存在するのか？」中馬宏之・駿河輝和編『雇用慣行の変化と女性労働』東京大学出版会, 173-205.
- Nishikawa, Makiko. 1997. "Occupational Sex Segregation: A Comparative Study between Britain and Japan." Unpublished Ph.D. Dissertation, Oxford: University of Oxford.
- 西澤弘, 2018, 「職業の区分法と日本の職業別就業構造」『日本労働研究雑誌』697:5-17.
- Oberski, Daniel, Jarrett Byrnes, Leonard Vanbrabant, Victoria Savalei, Ed Merkle, Michael Hallquist, Mariska Barendse, and Florian Scharf. 2020. Package 'Lavaan.' <https://cran.r-project.org/web/packages/lavaan/> Accessed June 30, 2020.
- Parsons, Donald O. 1972. "Specific Human Capital: An Application to Quit Rates and Layoff Rates." *Journal of Political Economy* 80(6):1120–43.
- Petersen, Trond, and Laurie A. Morgan. 1995. "Separate and Unequal: Occupation-Establishment Sex Segregation and the Gender Wage Gap." *American Journal of Sociology* 101(2):329–65.
- Reskin, Barbara F. 1988. "Bringing the Men Back in: Sex Differentiation and the Devaluation of Women's Work." *Gender & Society* 2(1):58–81.
- Ridgeway, Cecilia L. 2009. "Framed Before We Know It: How Gender Shapes Social Relations." *Gender & Society* 23(2):145–60.

- Roberts, Glenda S. 1994. *Staying on the Line: Blue-Collar Women in Contemporary Japan*. University of Hawai'i Press.
- 労働政策研究・研修機構, 2011, 『第4回改訂 厚生労働省編職業分類 職業分類表：改訂の経緯とその内容』労働政策研究・研修機構.
- 労働政策研究・研修機構, 2020, 『職業情報提供サイト（日本版 O-NET）のインプットデータ開発に関する研究』JILPT 資料シリーズ No.227, 労働政策研究・研修機構.
- Shirahase, Sawako, and Hiroshi Ishida. 1994. "Gender Inequality in the Japanese Occupational Structure." *International Journal of Comparative Sociology* 35(3/4):188–206.
- 総務省統計局, 2010, 『平成22年国勢調査に用いる職業分類』総務省統計局.
- 高松里江, 2012, 「性別職域分離が賃金に与える影響とそのメカニズムに関する実証研究：技能に着目して」『フォーラム現代社会学』11, 54–65.
- Tam, Tony. 1997. "Sex Segregation and Occupational Gender Inequality in the United States: Devaluation or Specialized Training?" *American Journal of Sociology* 102(6):1652–92.
- Tomaskovic-Devey, Don, and Sheryl Skaggs. 2002. "Sex Segregation, Labor Process Organization, and Gender Earnings Inequality." *American Journal of Sociology* 108(1):102–28.
- Tsacoumis, Suzanne and Chad H. Van Iddekinge. 2006. *A Comparison of Incumbent and Analyst Ratings of O*NET Skills*. Human Resources Research Organization.
- 打越文弥・麦山亮太, 2020, 「日本における性別職域分離の趨勢：1980–2005年国勢調査集計データを用いた要因分解」『人口学研究』<https://doi.org/10.24454/jps.1901001> (早期公開)
- Uchikoshi, Fumiya, and Ryota Mugiyama. 2020. "Declining Trends in Occupational Segregation by Gender in Japan: An Evaluation of Gender Revolution, Economic Restructuring, and Changing Demographic Composition."
- Uchikoshi, Fumiya, Ryota Mugiyama, and Megumi Oguro. 2020. "Still Separate in STEM? Trends in Sex Segregation by Field of Study in Japan, 1975–2019." *Hitotsubashi University Institute of Economic Research Working Paper Series A* 710.
- 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.
- Yamaguchi, Kazuo. 2019. *Gender Inequalities in the Japanese Workplace and Employment: Theories and Empirical Evidence*. Vol. 22. Singapore: Springer Singapore.

補論 1 日本版 O-NET と 2010 年国勢調査職業分類の対応

統合作業にあたり、日本版 O-NET で収集されている職業をそれぞれ該当する国勢調査の職業分類へと割り当てた。ただしここで、日本標準職業分類（平成 21 年 12 月統計基準設定）よりも細かく定義された職業、具体的には「個人教師（音楽）」「個人教師（舞踊、俳優、演出、演芸）」「個人教師（スポーツ）」「個人教師（学習指導）」「個人教師（他に分類されないもの）」については、統合して 1 つの「個人教師」カテゴリとみなした。

第 2 に、割り当てられた O-NET 職業のスキルレベルおよび訓練期間の分布を、当該国勢調査職業小分類のスキルレベルおよび訓練期間の分布として採用する。ただしここで、複数（2 つ以上）の O-NET 職業が割り当てられた国勢調査の職業については、当該職業のスコアあるいは回答分布を平均した値を用いる。この処理は職業内の職種構成の影響を受けることに注意されたい。たとえば国勢調査における機械技術者に該当する日本版 O-NET 職種には、「機械設計技術者」「精密機器技術者」「産業用ロボット開発技術者」「航空機開発エンジニア（ジェットエンジン）」「プラント設計技術者」の 5 つが該当する。単純に平均を取る処理は、これらの職種のサイズがどれも等しいか、または平均値や回答分布がどれも同一であると仮定していることになる。この仮定がどちらも満たされない場合、職業小分類に割り当てられる平均値および回答分布には歪みが生じることになる。ただしこのように小分類内の職業の単純平均を職業小分類の集計値として用いる処理は米国版 O-NET でも同様になされている（Handel 2016）。

第 3 に、割り当て作業を行ったあと、国勢調査の職業分類のうち、日本版 O-NET の職種が 1 つも割り当てられなかった職業をピックアップし、類似するスキルを必要とする想定でき、かつ O-NET の職業がすでに 1 つ以上割り当てられている職業と同一のスキルレベルを割り当てる。ただしここで、類似するスキルを必要とする職業として適当なものが存在しないと判断された「宗教家」「音楽家」「職業スポーツ従事者」の 3 つについては、スキルレベルを割り当てず、本研究の分析からは除外することとした。

第 4 に、以上の割り当て作業を行ったあと、報告書（労働政策研究・研修機構 2020）にデータを収集したことが記載されているものの「職業情報データベース簡易版数値系ダウンロードデータ ver 1.8」に数値情報がまだ記載されていない職種については、割り当てには使用しなかった。この結果、国勢調査の職業分類における「管理的公務員」「人文・社会科学系等研究者」「大学教員」「商品仕入外交員」「製鉄・製鋼・非鉄金属製錬従事者」「はん用・生産用・業務用機械器具整備・修理従事者」「計量計測機器・光学機械器具整備・修理従事者」「ボイラー・オペレーター」「船内・沿岸荷役従事者」の 9 つの職業については、O-NET 上の情報を割り当てることができなかった。

以上の作業の結果、本分析で用いられる職業小分類数はもともとの 231 個（分類不能の職業を除く）の小分類数よりも少ない、215 個となった。

Gender Inequality in the Labor Market by Occupational Skills and Sex Segregation:

Insights from Matching Japanese O-NET and Population Census

Abstract

The gender wage gap in Japan has declined, while women's wage has been still 30% lower than that of men. A small number of studies have suggested that fewer women in occupations with smaller gender wage gap, high-skill professional occupations, explains part of the gender wage gap. Prior studies examining the Japanese case, however, only provided speculation that occupational distribution by sex is associated with skill requirements in a given occupation. The current study draws data from the Japanese version of O-NET published in 2020 to document the relationship between occupational skills and occupational sex segregation by matching the information with census occupations. We present the following descriptive evidence. First, a higher proportion of women in a given occupation is associated with the demand for care skills, while a lower proportion of women (higher proportion of men) is associated with demands for math, engineering, and manual skills. Second, the higher the female ratio, the shorter the post-employment training period, while keeping the share of university graduates and the pre-employment training period constant. Third, the higher the level of care skills required, the shorter the post-employment training period. In contrast, there was no association between male typical skills and post-employment training periods. These results support the devaluation hypothesis in the sense that female-dominated occupations and female typical skills tend to suffer from training opportunities because "women's work" is socially defined less valuable. We discuss it is critical to simultaneously consider occupational sex segregation and skills requirements for occupations for understanding source of the persistent gender wage gap in Japan.

Keywords

occupational sex segregation, occupational skills, occupational classification, on-the-job training, devaluation

表 1 分析に使用するスキル項目の説明およびその分類

O-NET スキル項目	調査票の文言
言語スキル (Verbal skills)	
読解力	仕事に関係する文書を読んで理解するスキル。
傾聴力	話の腰を折らずに、要点をおさえ、必要に応じて適切な質問をするスキル。
文章力	読者に合わせて文章で効果的に情報を伝えるスキル。
説明力	効果的に情報が伝わるように他者に話をするスキル。
数学スキル (Quantitative skills)	
数学的素養	数学を利用して問題を解決するスキル。
科学的素養	科学の法則と手法を用いて問題を解決するスキル。
分析スキル (Analytic skills)	
論理と推論 (批判的思考)	論理と推論を用いて、問題へのアプローチの仕方や、解決方法、結論について、利点・欠点を明らかにするスキル。
新しい情報の応用力	新たな情報が、現在・将来の問題解決や意思決定において持つ意味を理解するスキル。
学習方法の選択・実践	自分自身や他者が何かを学ぶとき、訓練や指導の方法・プロセスを状況に応じて選択・実践するスキル。
継続的観察と評価	改善・是正のために、自分自身や、他者、組織、その他外部環境や状況を継続的に観察し、評価するスキル。
複雑な問題解決	複雑な問題の本質をつかみ、関連する情報を整理して問題解決するスキル。
指令スキル (Direction skills)	
他者との調整	自分と他者の活動を調整するスキル。日程の調整や、共同での作業、取引先との調整などを含む。
説得	考え方もしくは行動を変えるよう他者を説得するスキル。
交渉	他者の意見の違いを解消させるように交渉するスキル。
指導	他者に物事のやり方を教えるスキル。
ケアスキル (Nurturing skills)	
他者の反応の理解	他者の反応に気づき、なぜそのように反応したのかを理解するスキル。
対人援助サービス	顧客や困っている人など、他者のためにどのような援助や手助けが有効かを主体的に探すスキル。
エンジニアリングスキル (Engineering skills)	
要件分析 (仕様作成)	仕様書や設計図を作成するために、提示された要望・要件を分析するスキル。
カスタマイズと開発	ユーザーのニーズに応えるため、機器および技術を新規に開発したり、現場に合わせて改造したりするスキル。
道具、機器、設備の選択	業務に必要な道具や機器、設備の種類を決定するスキル。

設置と設定	仕様にあわせて機器，機械を設置したり，配線を行ったり，プログラムのインストールや設定を行うスキル。
プログラミング	様々な目的のためにコンピュータ・プログラムを作成するスキル。
マニュアルスキル (Manual skills)	
計器監視	機械が正しく動作していることを確認するために，計器，ダイヤル，その他のインジケータを監視するスキル。
操作と制御	機器，設備，もしくはシステムの運転・動作を制御するスキル。
保守点検	定例のメンテナンスを行うほか，どの時期にどのような特別メンテナンスの実施が必要かを決定するスキル。
故障等の原因特定	誤動作の原因を突き止めてその是正策を決定するスキル。
修理	必要な道具を使って，機械もしくはシステムを修理するスキル。
マネジメントスキル (Management skills)	
人材管理	人々の勤務中にやる気を引き出し，能力開発を行い，指示を与え，その中で特定の職務に最適な人材を把握するスキル。

表 2 分析に使用する変数の記述統計量

	Mean	SD	Min	Max
女性比率	0.433	0.295	0.000	1.000
大卒比率	0.270	0.222	0.011	0.994
平均年齢	45.094	3.020	34.621	56.412
言語スキル	0.000	1.000	-2.202	3.385
数学スキル	0.000	1.000	-1.787	3.886
分析スキル	0.000	1.000	-1.946	3.143
指令スキル	0.000	1.000	-2.218	3.112
ケアスキル	0.000	1.000	-2.233	2.956
エンジニアリングスキル	0.000	1.000	-2.163	2.940
マニュアルスキル	0.000	1.000	-1.944	4.813
マネジメントスキル	0.000	1.000	-2.356	2.948
入職後訓練期間	0.400	0.203	0.021	0.935
業務独占資格	0.123	0.329	0.000	1.000

注) N = 215. 各ケースは 25-64 歳就業者数で重みづけられている.

表 3 各スキルレベル上位 5 つの職業とそのスコアの値

言語スキル		ケアスキル	
裁判官，検察官，弁護士	3.38	保健師	2.96
その他の法務従事者	2.36	助産師	2.70
弁理士，司法書士	2.36	裁判官，検察官，弁護士	2.65
公認会計士	2.33	中学校教員	2.52
歯科医師	2.21	理学療法士，作業療法士	2.42
数学スキル		エンジニアリングスキル	
化学技術者	3.89	システムコンサルタント・設計者	2.94
自然科学系研究者	3.63	ソフトウェア作成者	2.81
機械技術者	3.27	機械技術者	2.64
電気・電子・電気通信技術者	3.25	電気・電子・電気通信技術者	2.60
その他の技術者	2.90	自然科学系研究者	2.46
分析スキル		マニユアルスキル	
裁判官，検察官，弁護士	3.14	輸送機械整備・修理従事者（自動車を除く）	4.38
公認会計士	2.53	航空機操縦士	4.17
自然科学系研究者	2.41	発電員，変電員	3.78
獣医師	2.32	生産類似作業従事者	3.21
化学技術者	2.30	船長・航海士・運航士（漁労船を除く），水先人	2.93
指令スキル		マネジメントスキル	
裁判官，検察官，弁護士	3.11	法人・団体管理的職業従事者	2.95
中学校教員	2.40	他に分類されない管理的職業従事者	2.95
公認会計士	2.29	社会保険労務士	2.63
保健師	2.15	裁判官，検察官，弁護士	2.61
その他の法務従事者	2.15	システムコンサルタント・設計者	2.58

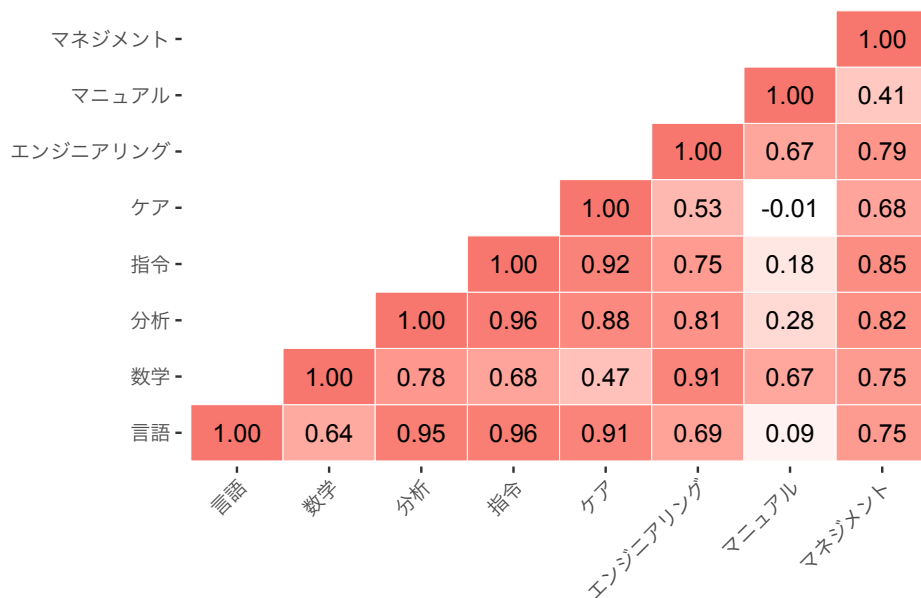


図 1 8つのスキル間の相関係数行列

注) 25-64 歳就業者数により重みづけた相関係数を表示している。

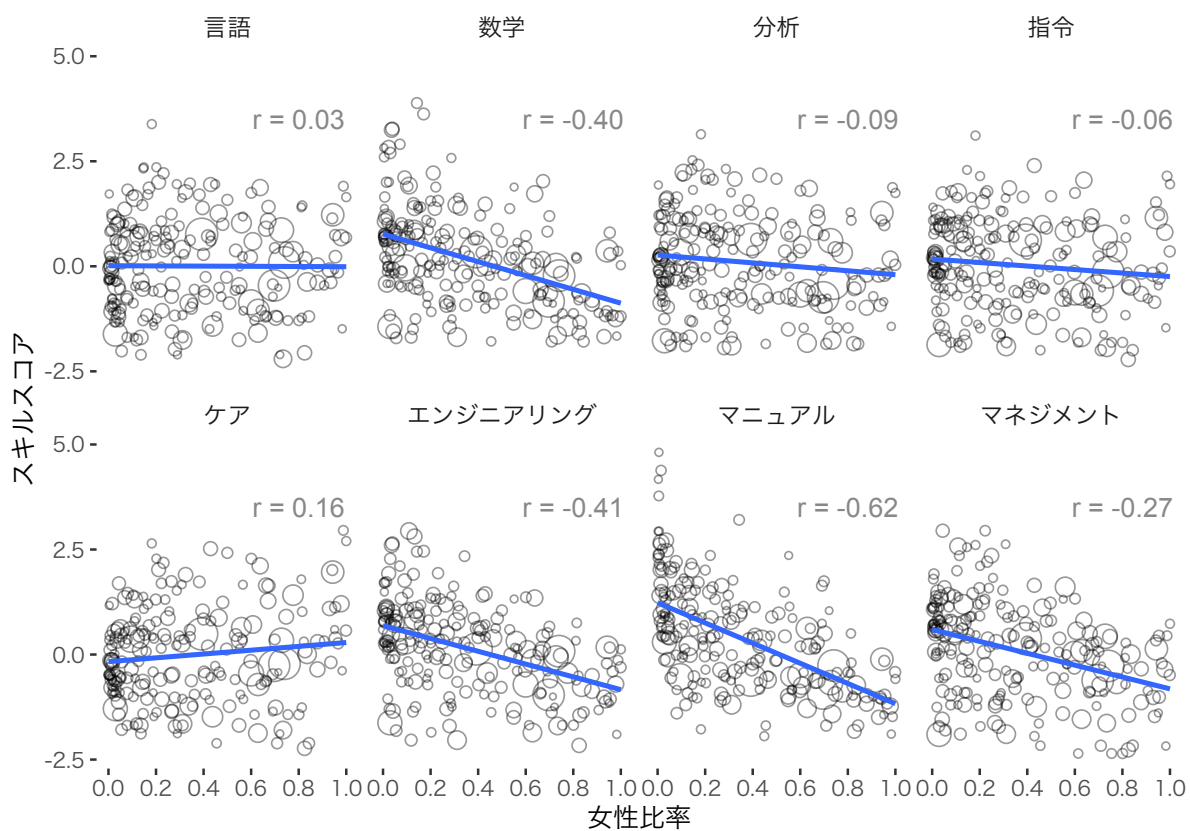


図 2 女性比率とスキルレベルの散布図

注) 円の大きさは各職業の 25-64 歳就業者数に対応する。

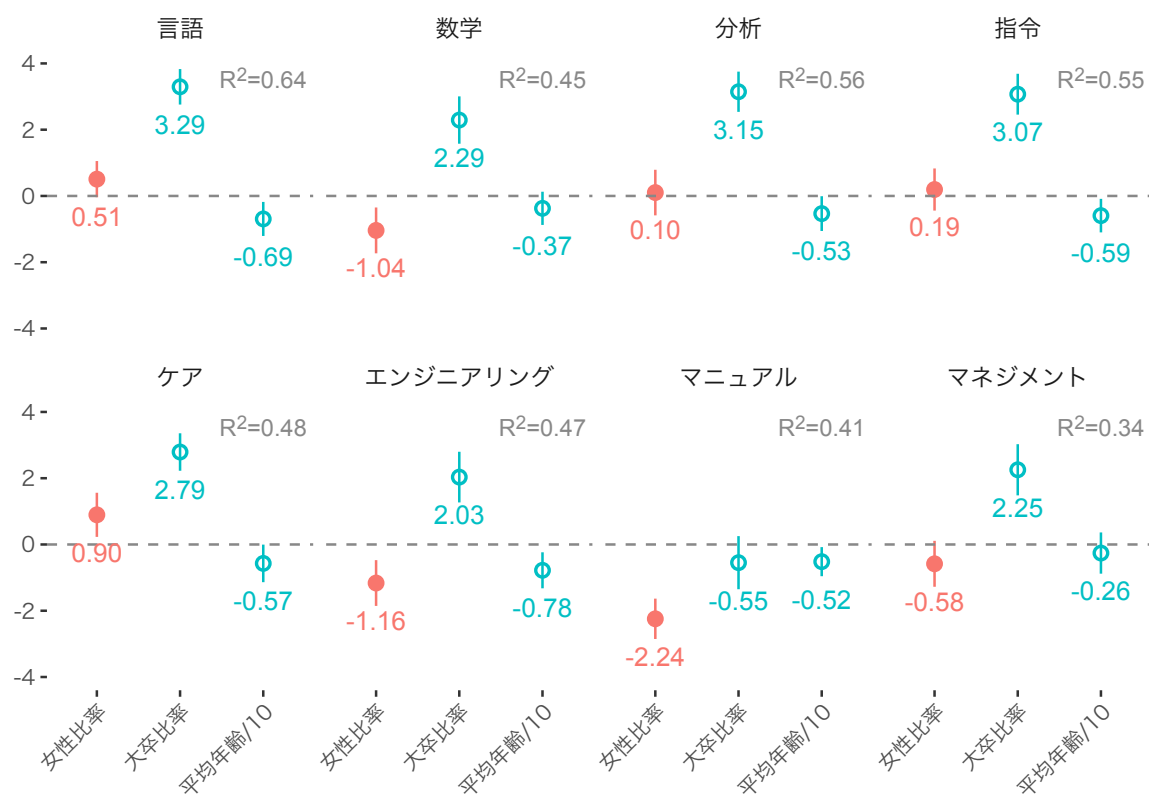


図 3 スキルレベルを従属変数とする回帰分析の係数および 95%信頼区間
 注) N = 215. 信頼区間の算出にはロバスト標準誤差を使用した。

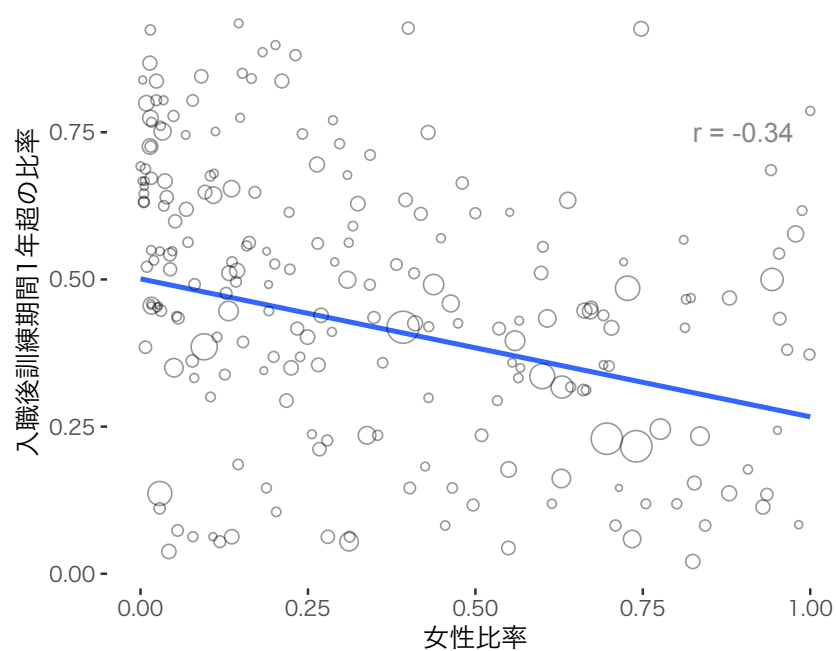


図 4 女性比率と入職後訓練期間の散布図
 注) 円の大きさは各職業の 25-64 歳就業者数に対応する。

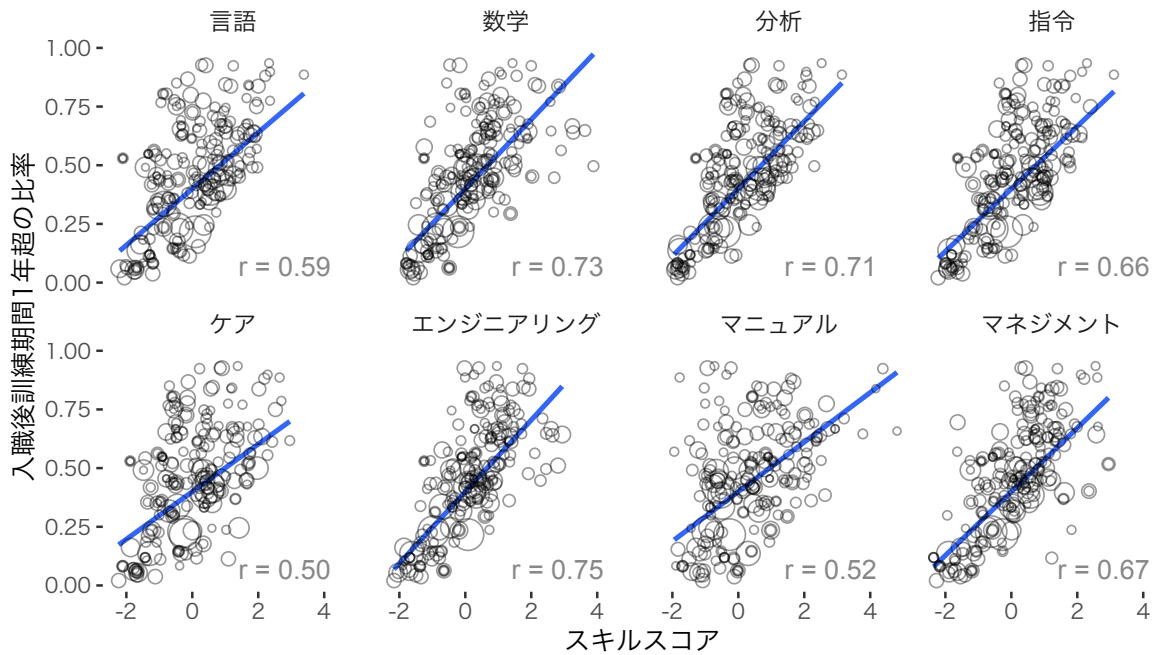


図 5 女性比率と入職後訓練期間の散布図

注) 円の大きさは各職業の 25-64 歳就業者数に対応する。

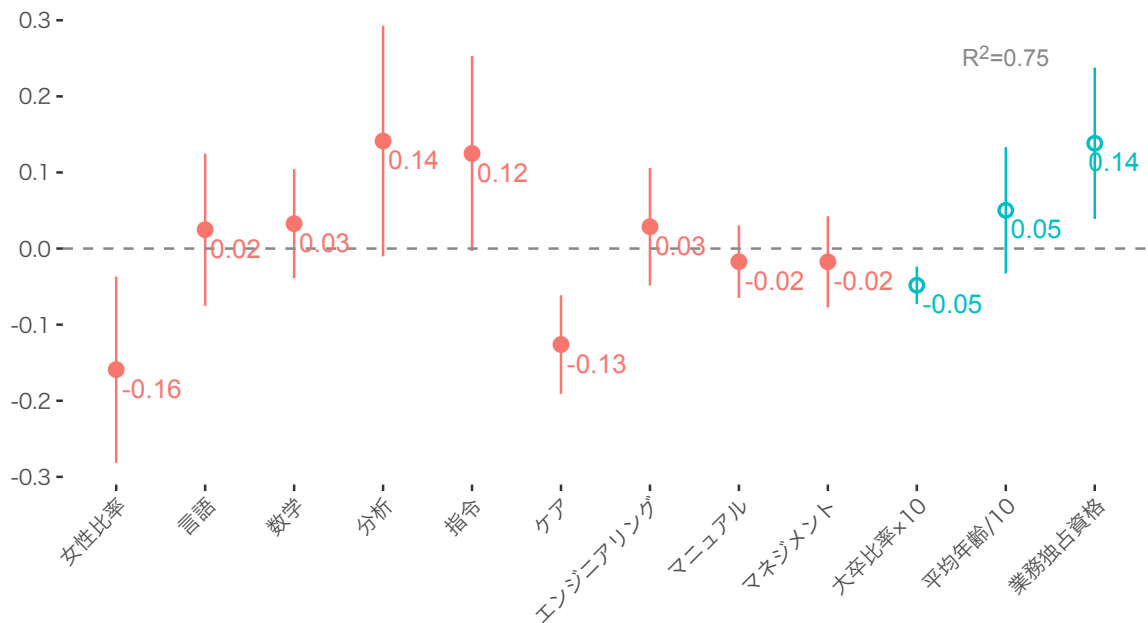


図 6 入職後訓練期間を従属変数とする回帰分析の係数および 95%信頼区間

注) N = 215. 信頼区間の算出にはロバスト標準誤差を使用した。

補表 1 確証的因子分析の結果

スキル項目	相関	スキル項目	相関
言語スキル		ケアスキル	
読解力	0.933	他者の反応の理解	0.999
傾聴力	0.971	対人援助サービス	0.933
文章力	0.946	エンジニアリングスキル	
説明力	0.989	要件分析（仕様作成）	0.963
数学スキル		カスタマイズと開発	0.964
数学的素養	0.892	道具，機器，設備の選択	0.846
科学的素養	0.888	設置と設定	0.897
分析スキル		プログラミング	0.859
論理と推論（批判的思考）	0.963	マニュアルスキル	
新しい情報の応用力	0.977	計器監視	0.925
学習方法の選択・実践	0.972	操作と制御	0.939
継続的観察と評価	0.980	保守点検	0.962
複雑な問題解決	0.976	故障等の原因特定	0.995
指令スキル		修理	0.946
他者との調整	0.971	マネジメントスキル	
説得	0.992	人材管理	1.000
交渉	0.974		
指導	0.911		

注) N = 215. 25–64 歳就業者数で重みづけて推定した. 推定には R の lavaan パッケージ (Oberski et al. 2020) を使用した. 潜在変数間の相関を認め, 下位項目間の相関はすべて 0 と仮定した. $\chi^2 = 3080.9$, CFI = 0.811, RMSEA = 0.199, SRMR = 0.083.

補表 2 訓練期間（月数）に関する回帰分析

切片	10.280 (10.497)
女性比率	-10.656** (3.593)
言語スキル	2.507 (3.137)
数学スキル	2.533 (1.893)
分析スキル	2.965 (4.284)
指令スキル	3.031 (4.279)
ケアスキル	-4.011 (2.443)
エンジニアリングスキル	3.402 (2.350)
マニュアルスキル	-1.722 (1.336)
マネジメントスキル	0.567 (2.082)
大卒比率	-25.024** (7.944)
平均年齢	0.423 (0.227)
業務独占資格	8.612** (2.831)
R ²	0.685
N	215

注) *** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$. 値は係数, 括弧内はロバスト標準誤差を示す.

補表 3 スキルレベルに関する回帰分析・一部職業を除外

	言語	数学	分析	指令	ケア	エンジニアリング	マニュアル	マネジメント
切片	2.030 (1.212)	1.460 (1.117)	1.497 (1.206)	1.742 (1.170)	1.417 (1.321)	3.392** (1.201)	3.346** (1.059)	0.776 (1.388)
女性比率	0.506 (0.278)	-1.026** (0.352)	0.105 (0.351)	0.196 (0.324)	0.897** (0.340)	-1.149** (0.350)	-2.222*** (0.310)	-0.577 (0.353)
大卒比率	3.297*** (0.286)	2.380*** (0.376)	3.183*** (0.319)	3.125*** (0.323)	2.851*** (0.292)	2.194*** (0.380)	-0.327 (0.382)	2.329*** (0.414)
平均年齢 / 10	-0.070** (0.026)	-0.036 (0.025)	-0.053* (0.027)	-0.059* (0.026)	-0.057* (0.029)	-0.077** (0.027)	-0.050* (0.022)	-0.025 (0.031)
R ²	0.62	0.446	0.546	0.533	0.47	0.483	0.419	0.331
N	212							

注) *** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$. 値は係数, 括弧内はロバスト標準誤差を示す.

補表 4 訓練期間に関する回帰分析・一部職業を除外

切片	0.357 (0.201)
女性比率	-0.159* (0.063)
言語スキル	0.023 (0.051)
数学スキル	0.034 (0.037)
分析スキル	0.141 (0.076)
指令スキル	0.126 (0.066)
ケアスキル	-0.124*** (0.033)
エンジニアリングスキル	0.029 (0.039)
マニュアルスキル	-0.017 (0.025)
マネジメントスキル	-0.018 (0.031)
大卒比率	-0.483*** (0.125)
平均年齢	0.005 (0.004)
業務独占資格	0.135* (0.055)
R ²	0.753
N	212

注) *** p < 0.001, ** p < 0.01, * p < 0.05. 値は係数, 括弧内はロバスト標準誤差を示す.

補表 5 スキルレベルに関する回帰分析・対応なし職業除外

	言語	数学	分析	指令	ケア	エンジニアリング	マニュアル	マネジメント
切片	2.340 (1.289)	1.639 (1.201)	1.818 (1.295)	2.135 (1.244)	1.842 (1.401)	3.669** (1.318)	3.572** (1.132)	1.109 (1.471)
女性比率	0.518 (0.280)	-1.046** (0.361)	0.108 (0.356)	0.211 (0.327)	0.918** (0.342)	-1.171** (0.360)	-2.271*** (0.318)	-0.565 (0.359)
大卒比率	3.252*** (0.280)	2.295*** (0.370)	3.112*** (0.317)	3.028*** (0.321)	2.737*** (0.297)	2.020*** (0.397)	-0.531 (0.411)	2.229*** (0.400)
平均年齢 / 10	-0.076** (0.028)	-0.040 (0.027)	-0.060* (0.029)	-0.067* (0.027)	-0.066* (0.030)	-0.082** (0.029)	-0.054* (0.024)	-0.032 (0.033)
R ²	0.656	0.463	0.58	0.571	0.502	0.488	0.426	0.354
N	172							

注) *** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$. 値は係数, 括弧内はロバスト標準誤差を示す.

補表 6 訓練期間に関する回帰分析・対応なし職業除外

切片	0.342 (0.219)
女性比率	-0.168* (0.066)
言語スキル	0.028 (0.052)
数学スキル	0.036 (0.037)
分析スキル	0.138 (0.077)
指令スキル	0.118 (0.068)
ケアスキル	-0.120*** (0.034)
エンジニアリングスキル	0.029 (0.040)
マニュアルスキル	-0.02 (0.026)
マネジメントスキル	-0.015 (0.032)
大卒比率	-0.489*** (0.130)
平均年齢	0.005 (0.005)
業務独占資格	0.136** (0.051)
R ²	0.753
N	172

注) *** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$. 値は係数, 括弧内はロバスト標準誤差を示す.

補表 7 訓練期間に関する回帰分析・スキル除外

	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	Model 6	Model 7	Model 8
切片	0.375 (0.208)	0.334 (0.196)	0.389* (0.180)	0.340 (0.218)	0.378 (0.219)	0.276 (0.216)	0.334 (0.202)	0.370* (0.182)
女性比率	-0.157* (0.062)	-0.141** (0.052)	-0.158** (0.056)	-0.195** (0.063)	-0.181** (0.056)	-0.157* (0.076)	-0.148* (0.063)	-0.156* (0.060)
言語スキル	0.031 (0.049)	0.028 (0.050)	0.026 (0.046)	0.009 (0.053)	0.061 (0.048)	0.067 (0.043)	0.023 (0.050)	
数学スキル	0.029 (0.036)	0.023 (0.035)	0.038 (0.033)	0.068 (0.039)	0.03 (0.037)	0.068 (0.038)		0.032 (0.037)
分析スキル	0.143 (0.077)	0.145 (0.078)	0.154* (0.063)	0.081 (0.080)	0.159* (0.072)		0.168* (0.074)	0.152* (0.059)
指令スキル	0.104* (0.051)	0.134* (0.061)	0.137* (0.063)	0.045 (0.058)		0.148* (0.065)	0.123 (0.066)	0.136* (0.061)
ケアスキル	-0.127*** (0.033)	-0.134*** (0.033)	-0.138*** (0.033)		-0.085* (0.034)	-0.087* (0.041)	-0.144*** (0.037)	-0.123*** (0.033)
エンジニアリング スキル	0.027 (0.039)	0.017 (0.037)		0.062 (0.040)	0.045 (0.039)	0.05 (0.037)	0.035 (0.037)	0.029 (0.038)
マニュアルスキル	-0.018 (0.024)		-0.008 (0.022)	-0.035 (0.025)	-0.028 (0.022)	-0.022 (0.026)	-0.007 (0.024)	-0.018 (0.024)
マネジメントスキル		-0.018 (0.030)	-0.016 (0.031)	-0.019 (0.031)	0.01 (0.025)	-0.02 (0.031)	-0.012 (0.031)	-0.02 (0.029)
大卒比率	-0.471*** (0.116)	-0.455*** (0.111)	-0.478*** (0.126)	-0.483*** (0.128)	-0.482*** (0.122)	-0.480*** (0.121)	-0.453*** (0.116)	-0.471*** (0.126)
平均年齢	0.004 (0.004)	0.005 (0.004)	0.004 (0.004)	0.006 (0.005)	0.005 (0.005)	0.007 (0.005)	0.005 (0.004)	0.005 (0.004)
業務独占資格	0.148** (0.048)	0.138** (0.050)	0.139** (0.050)	0.087 (0.056)	0.135** (0.051)	0.142** (0.050)	0.146** (0.049)	0.135** (0.051)
R ²	0.753	0.753	0.752	0.734	0.744	0.74	0.752	0.753
N	215							

注) *** p < 0.001, ** p < 0.01, * p < 0.05. 値は係数, 括弧内はロバスト標準誤差を示す。

補表 8 スキルレベルに関する回帰分析・女性比率 2 乗追加

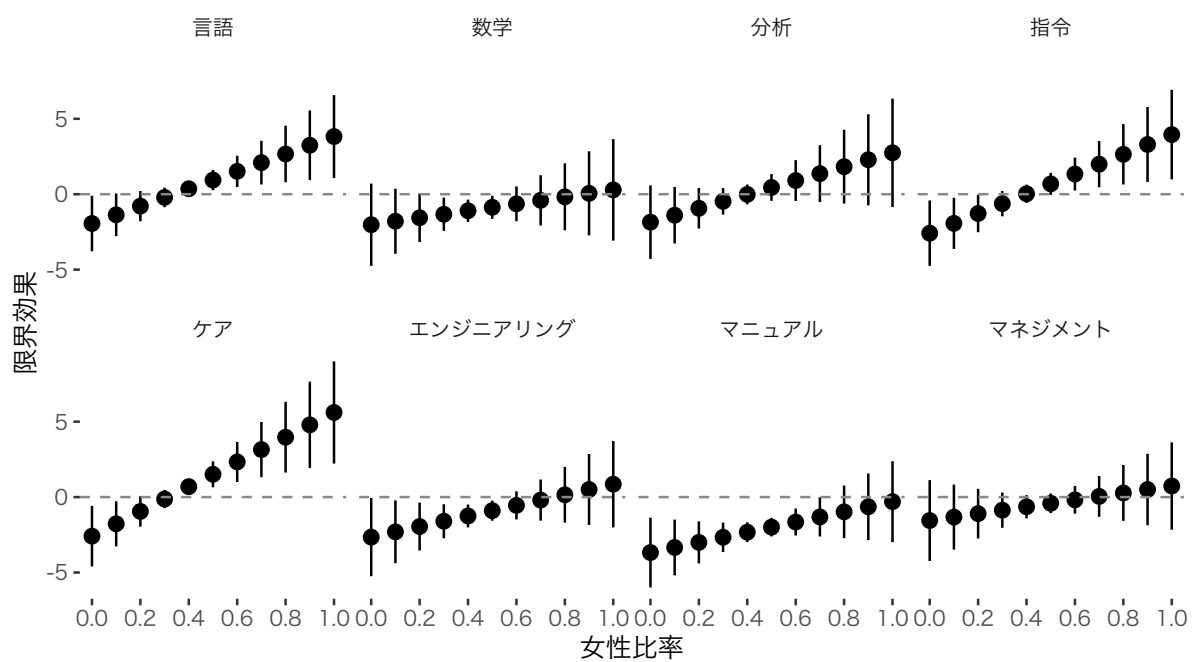
	言語	数学	分析	指令	ケア	エンジニアリング	マニュアル	マネジメント
切片	1.522 (1.064)	1.317 (1.118)	1.113 (1.118)	1.200 (1.026)	0.727 (1.078)	3.167* (1.245)	3.166** (1.081)	0.614 (1.399)
女性比率	-1.942* (0.939)	-2.022 (1.391)	-1.852 (1.243)	-2.585* (1.107)	-2.591* (1.023)	-2.655* (1.322)	-3.678** (1.181)	-1.555 (1.368)
女性比率 2 乗	2.882* (1.143)	1.155 (1.513)	2.299 (1.500)	3.269* (1.273)	4.100** (1.351)	1.755 (1.351)	1.687 (1.239)	1.144 (1.384)
大卒比率	3.584*** (0.246)	2.407*** (0.362)	3.376*** (0.277)	3.400*** (0.273)	3.203*** (0.230)	2.210*** (0.372)	-0.379 (0.420)	2.370*** (0.375)
平均年齢 / 10	-0.054* (0.024)	-0.031 (0.026)	-0.041 (0.025)	-0.042 (0.024)	-0.035 (0.023)	-0.069* (0.029)	-0.043 (0.023)	-0.020 (0.033)
R ²	0.677	0.455	0.586	0.595	0.556	0.487	0.421	0.344
N	215							

注) *** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$. 値は係数, 括弧内はロバスト標準誤差を示す.

補表 9 訓練期間に関する回帰分析・女性比率 2 乗追加

切片	0.356 (0.205)
女性比率	-0.193 (0.178)
女性比率 2 乗	0.041 (0.193)
言語スキル	0.024 (0.051)
数学スキル	0.032 (0.035)
分析スキル	0.146 (0.079)
指令スキル	0.122 (0.063)
ケアスキル	-0.128*** (0.034)
エンジニアリングスキル	0.028 (0.040)
マニュアルスキル	-0.018 (0.025)
マネジメントスキル	-0.015 (0.029)
大卒比率	-0.474*** (0.118)
平均年齢	0.005 (0.004)
業務独占資格	0.139** (0.051)
R ²	0.754
N	215

注) *** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$. 値は係数, 括弧内はロバスト標準誤差を示す.



補図 1 スキルレベルに対する女性比率の限界効果のプロット

注) 補表 8 の結果をもとに女性比率の限界効果を算出した。係数および 95%信頼区間をプロットしている。