



RIETI Discussion Paper Series 24-J-035

職業スキルと個人所得の男女格差： 日米のメカニズムの同質性と異質性 (改訂版)

山口 一男
経済産業研究所



Research Institute of Economy, Trade & Industry, IAA

独立行政法人経済産業研究所

<https://www.rieti.go.jp/jp/>

職業スキルと個人所得の男女格差：日米のメカニズムの同質性と異質性¹

山口一男（シカゴ大学／経済産業研究所）

要 旨

本稿は米国総合社会調査（GSS）と日本版総合社会調査（JGSS）の 2000 年から 2018 年の調査データに基づき、年齢 25-64 歳有業者を対象にして、「職の科学技術スキル」と「対人サービススキル」という 2 種の職業スキルの達成の男女格差とその要因について日米比較を行っている。続いて上記母集団のうち通年で週 20 時間以上従業した雇用者を母集団として限定の上、男女の年間所得の格差の原因を要素分解し、その結果の日米比較から男女の所得格差解消に関し日本が抱えている問題を明らかにしている。男女格差の要因分析には Blinder-Oaxaca 流の要因分解分析の拡張である Neumark の方法を用いている。所得格差の仲介要因としては、①学歴、②年齢、③就業時間、④雇用形態、⑤経営・管理職か否か、⑥職の科学技術スキル、⑦職の対人サービススキルを用いている。結果は、日本の男女所得格差が米国の格差に比べて大きくなる理由として、（1）就業時間と雇用形態が所得に影響する仕方に長期・長時間雇用重視の日本的雇用システムの在り方が強く影響し、それが男女格差を非常に大きくしていることと、（2）学歴と経営・管理職の達成についてすでに男女同等か女性がむしろ上回る現状の米国に対し、日本がこの点遥かに遅れていることが強く影響していること、を明らかにしている。また 2 種の職業スキルが男女の所得格差に与える影響の仕方についても日米の違いがあり、その違いもあわせて明らかにしている。

キーワード：所得の男女格差、日米比較、不平等の要素分解、職業スキル

JEL classification: C34, J16, J24, J31, P19

RIETI ディスカッション・ペーパーは、専門論文の形式でまとめられた研究成果を公開し、活発な議論を喚起することを目的としています。論文に述べられている見解は執筆者個人の責任で発表するものであり、所属する組織及び（独）経済産業研究所としての見解を示すものではありません。

¹ 本稿は、独立行政法人経済産業研究所（RIETI）における「労働市場における男女格差の原因と対策 — 人的資本、教育、企業人事、職業スキルの観点からの理論及び計量研究」プロジェクト成果の一部である。本稿の原案は、経済産業研究所（RIETI）のディスカッション・ペーパー検討会で発表を行ったものである。謝辞：日本版 General Social Surveys (JGSS) は、大阪商業大学 JGSS 研究センターが、大阪商業大学の支援を得て実施している研究プロジェクトである。今回の分析は、ミシガン大学のデータ・アーカイブセンター（ICPSR）から得られた 2000-2018 年 JGSS 調査のデータ分析に基づいている。このデータ利用に関し、JGSS プロジェクトと ICPSR に記して感謝する。米国版 GSS も同様に ICPSR から得たものである。

1. はじめに

本稿は個人所得の男女格差と、その仲介要因である職の科学技術スキルと対人サービススキルの達成に関する男女格差について、日本と米国の共通面と異質面を明らかにし、それによって日本が抱える経済面での大きな男女の不平等の解消への手がかりを得ることを目的としている。

日米比較を取り上げる主な理由は3点ある。一つは日本と米国に筆者がその社会構造についての基礎知識を持ち、計量的分析結果の社会制度解釈について、偏りなくできると考えていることである。第2の理由は、男女格差の度合いについて日米で大きな隔たりがあり、その理由の一端を明らかにすることが重要と思われることである。世界経済フォーラムが発表するジェンダーギャップ指数のうち「経済参加と機会」に関するジェンダーギャップについては、2024年時点でギャップの少ない方（男女格差が小さいほう）から数えて146国中米国は22番目、日本は120番目と非常に大きな隔たりがあり、格差是正に関する国の制度的介入が日米共にEU諸国と比べて少ない経済自由主義的体制であることを考えると、この隔たりの原因を明らかにすることは極めて有用と思われる。

第3の理由は男女の所得格差についての要素分解について、日米で比較可能なミクロデータが存在することである。具体的には米国の総合社会調査（General Social Survey、略称GSS）と日本版総合社会調査（Japanese General Social Survey、略称JGSS）である。JGSSはGSS調査結果との比較を主たる目的の一つとしてデザインされ実施されることになった調査である。後述するように、調査項目で一方の調査で存在し、他方では存在しないものや、制度的違いにより、類似の調査項目が完全に同等とは言えないものもあるが、筆者はこれらの調査は十分比較可能と考えている。

格差を問題とする結果について、賃金格差でなく、所得格差を問題にする理由には調査技術的観点と理論的観点がある。調査技術的にはGSS、JGSS共に、年間の個人所得を調べているが、直接時間当たり賃金の情報を調査で得ていないことである。しかし、週当たりの平均就業時間は調査で調べている。理論的観点は、就業時間の所得への影響は、単に賃金の違いのみを反映するものではない点である。具体的には就業時間の長い労働者に対する企業の評価が高いため、米国に比べ日本で就業時間の増加率に対する給与の増加率を高めるなら、就業時間の対数の所得の対数への影響は日本が米国より大きくなることが仮説として成り立つ。ここで、所得の「増大額」でなく「増加率」を問題にしているのは、「増大額」が円やドルといった単位に依存し、また就業時間の一単位の増大に対する給与の増大額は賃金を意味するのに対し、給与の増加率は単位に依存しない値だからである。より具体的な説明は分析のところ

で行う。一方所得を平均就業時間で割った賃金の推定値を従属変数とすると、従属変数がすでに就業時間を制御した値なのでこの視点は見失われやすくなる。

また、2種の職業スキルの達成の日米格差に着目するのは筆者の近年の日本の労働市場における男女の不平等に関する研究(山口 2023a, 2024)を引きついでいる。第一に、男性に比べ女性にSTEM(科学・技術・数学・工学)系の職業が少ないことが、男女賃金格差の一因であることは日本でも前稿(山口 2023a, 2024)で明らかにしたが、科学技術スキルの高い職に対する女性割合の低さが男女格差を生むメカニズムについて質と量の2点で日米は類似しているのか、異なるのかを分析することには意味があると思われる。第2に米国においては人的資本特性が同等な男女の職業内賃金格差は小さく(Petersen and Morgan 1995)、その結果男女賃金格差は主として男女の職業分離から生じていること、また職業分離が男女賃金格差を生む主な理由として、イングランドらの研究(England 1992; England et al. 1994)は、女性に多い“nurturance skill”と呼ぶ対人サービス系の専門職のスキルが、男性の専門職に多い職業スキルより労働市場で低く評価されているという、女性の職の価値引き下げ(devaluation)理論を提示し、これも前稿(山口、2023a, 2024)で日本でも成り立つことを示したが、この点についても、質と量との点で日米で同じなのか、また異なる場合はどのような社会的メカニズムの違いにより生じるのかを明らかにすることには意味があると思われる。なおこれらの職のスキルの計測方法については米国労働省の職業情報データ・ベースであるOccupational Information Network(略称O*NET)が算出したものに基づくが、詳細については第3節で解説する。また日米比較の計量的観点については、次節で述べる。

2. 男女格差の日米比較の計量的分析視点について

男女格差の国際比較、つまり男女格差の二国間の差を計量的に理解する視点についてまず明らかにしたい。本稿で問題とするのは科学技術スキルの高い職を得ることについての男女格差や男女の所得格差に関する日米の違いである。

2.1 一国の分析の場合

まず、日米比較の視点を述べる前に、一国内での男女格差の統計的要素分解についての考えを説明し、それをもとにして国際比較の視点について述べたい。

不平等の計量的要素分解の典型的手法には結果についてのパラメトリックな回帰モデルに基づくBlinder-Oaxaca法(以下BO法と呼ぶ)(Blinder 1973, Oaxaca 1973)、と、結果についての回帰モデルを一切仮定しないDFL法(DiNardo, Fortin and Lemieux 1996)がある(山口 2017、第2章付録参照)。以下結果についての男女の不

平等の分析を前提として解説する。BO 法は格差に影響する複数の仲介変数が男女別に結果に加法的に影響する回帰モデルを仮定し、また仲介変数の結果への影響は、男女別に一様であるとの仮定をおいている。一方 DFL 法は結果に関する回帰モデルを一切仮定しないので、仲介変数の結果への影響は加法的である必要はなく、また仲介変数の結果への影響は個人によって変わると仮定している。分析方法論的には後者の方が仮定が弱く、その点望ましいのだが、説明される格差の要素分解は、順次説明要因を加えることで追加説明度を得る方法なので、説明変数間の因果的順序の仮定に依存するという制約がある。今回の分析は、特に男女の所得格差に関する「説明される格差」について複数の仲介変数の相対的重要性を変数間の因果的順序を仮定せずに測定し、その結果を日米で比較することに重点を置いているので、後述する BO 法の拡張を用いている。だが説明要素が加法的に結果に影響するという仮定は強いので、モデルによる格差への説明力が減少し、後述する「説明される格差」は過小評価、「説明されない格差」は過大評価される可能性が高いことに留意する必要がある。

図 1 はグループ変数(女性 = 1 対 男性 = 0 のダミー変数)、一つの仲介変数 X と結果 Y についての影響の図式を示す。ここで $G \rightarrow Y$ の影響の係数を負としているのは、結果の平均において女性の平均は男性の平均を下回り、下記の「説明されない格差」が存在するという仮定を反映している。また図 1 は $X \rightarrow Y$ の影響の係数を正としているが、これは負の場合は X を $-X$ で置き換えると符号は正にできるので、一国の場合には正と仮定することで一般性を失わない。ただし後述するように、日米比較においては、 $X \rightarrow Y$ の影響の方向が 2 国間で異なる場合がありうる。

図 1 一仲介変数についての説明図式

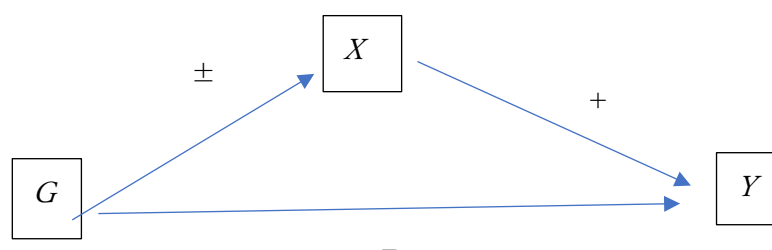


図 1 は G の結果 Y に対する影響には、仲介変数 X を固定したときに残る $G \rightarrow Y$ の経路による「直接効果」と、仲介変数 X の分布が男女で異なるために生じる $G \rightarrow X \rightarrow Y$ の経路による「間接効果」に概念的分解できることを示す。ただし、 $G \rightarrow X \rightarrow Y$ が因果的な間接効果に一致するには仲介変数 X が外生変数である、つまり観察されない変数で仲介変数 X と結果 Y に共に影響する交絡要因はない、という場合にのみ成

り立ち、この仮定は通常成り立たないので、この分解は通常 G の効果について X を仲介する因果的間接効果と残りの「直接効果」との分解とはならない。

その結果、因果的意味合いを避けるため $G \rightarrow X \rightarrow Y$ の経路による結果 Y の男女格差を仲介変数 X により「説明される格差」、残りを「説明されない格差」と呼び、以下でもその呼称を用いる。より一般には G と X が統計的に独立になる仮想状態での結果 Y の男女格差の変化（通常格差の減少）が「説明される格差」であり、その状態でも残る格差が「説明されない格差」である。しかし「 G と X が統計的に独立になる仮想状態」というのは、その仮想状態での X の分布を仮定しないと一意に定まらない。この問題の本稿での対応については方法の解説のところで追加の説明を行う。また仲介変数 X の男女差で説明される格差については、その影響の方向（±）について、説明されない格差の方向と同じか否かが問題になる。

複数の仲介変数がある時、線形回帰モデルの場合の「説明される格差」に対する各仲介変数がどの程度貢献するかは、仲介変数が加法的に結果に影響するときは、BO 法や後述する BO 法の拡張であるニューマーク法（Neumark 1988）で推定できる。本稿の実例で明らかになるように、各仲介変数の格差への寄与度は、説明されない格差と同方向の場合は格差拡大要因となり、反対方向の場合は格差縮小要因となる。

2.2 日米二国間の比較の場合

日米比較においては男女格差を生み出すメカニズムは類似しているか、異質であるかを判断する基準として以下の基準を用いる。まず説明される格差については各仲介変数について①仲介による間接的な男女格差への影響の有無とその方向性が日米間で異なるか否かが問題になる。異なればその仲介変数が果たす役割のメカニズムが日米で異なることになる。更に②その仲介変数を通した男女格差への影響の方向が日米で同じであっても、その仲介による格差説明度が、日米で大きく異なるか否か（本稿では1%有意以上の強い有意度をめやすとする）が問題になる。大きく異なる場合は、日米でその仲介変数の果たす役割のメカニズムが異なる可能性が高く、その違いの説明がさらに重要となる。方向性が同じでかつ格差を説明する度合いも大きく異なることがなければ、その仲介変数が格差を間接的に生むメカニズムは日米で類似していることになる。

説明されない格差については、通常仲介変数によって変化するがその平均的な格差については日米でその度合いが異なるか否かが問題だが、これは仮に大きく異なっても原因は残念ながら不明となり、メカニズムが類似しているか異なるかは判断できない。一方各仲介変数について、性別との相互作用効果は「説明されない格差」の度合いが仲介変数で変わることを意味するので、「説明されない格差」の多様性を示

すが、そういった交互作用効果の有無と方向性（交互作用効果が正か負か）が日米で異なれば、格差の多様性を生むメカニズムについて、日米で異なることになる。また方向性が同じでも度合いが大きく異なるなら、メカニズムが異なる可能性は高く、その説明も重要になる。一方交互作用効果の有無や方向性も度合いも日米で異ならないなら、その仲介変数が格差の多様性を生むメカニズムについて日米で類似していることになる。

以上が本稿で量的分析から、格差を生むメカニズムについての日米の類似性と異質性の判断を下す基準である。

3. 分析

3.1 データ、母集団と標本

分析に用いた日本データは「日本版総合社会調査 (JGSS)」の 2000 年から 2018 年のうち調査が行われた 11 年分のデータである。なお 2008 年にも JGSS 調査は行われているが、本稿で用いる年齢区分を作成できないので分析から省いている。分析は分析 1 として 2 種の職業スキルの達成に関する分析を行うが、母集団は 25-64 歳の有業者男女で、標本数は 16,929 である。しかし分析には本人の職業に対し職業スキルの尺度が得られなかった 808 標本を除き 16,121 標本が分析に用いられた。

分析 2 は個人の年間所得の分析となるが、この場合母集団を所得との対応上、通年の雇用者で就業時間が 20 時間以上の者とした。「自営業・家族従業者」を除いたのは、日本の「常用雇用」対「パート・派遣・契約」の区別と、米国の「フルタイム勤務」対「パートタイム勤務」が所得に対して与える影響の違いに分析の焦点のひとつがあるからである。そこからさらに所得が「不明・不詳」を除き 9,882 標本が用いられた。ただ一つ留意すべき点は JGSS では、日米で同一の基準で「通年」の就業者を決定できなかった点である。日本の場合、所得に対応する年に通年で就業したかは判別できず、一方現在の勤め先への勤続年数を調べているので、勤続年数 1 年以上の者として「通年」としたが、かりに転職しても、一週も離職期間がなく、継続就業すれば米国では通年就業者となるが日本の場合は標本から除かれる事になる。

米国データの「総合社会調査 (GSS)」も日本データに対応する 2000 年から 2018 年の調査の 25-64 歳の就業者男女を分析 1 での母集団とした。分析 2 の母集団は、下記の通年就業の定義以外、日本と全く同じ基準で定めた。なお GSS は各偶数年に行われており、従って用いられたのは 10 年分の調査データである。分析 1 の標本数は 13,883 標本、分析 2 は 7,872 標本である。日本との違いは、GSS では現在の勤め先への勤続年数は調べていないが、年間所得に対応する年の「有給休暇、夏期休暇を含めて就業していた週の数」を調べており、52 週が最大値でかつ最大の頻度の塊が

あるので、52 週就業者をもって通年就業者とした点である。

3.2 結果変数と仲介変数

3.2.1 職の科学技術スキルと対人サービススキル

職の科学技術スキルは米国の O*NET のスキルのスコアのうち “Mathematics”, “Science” および “Programming” の 3 スコアを変数とし、この 3 変数に共通の尺度を保持する共分散にもとづく主成分分析で主成分に寄与する負荷を求め、負荷をウェイトとして加重平均したものである。具体的には

$$\frac{0.4813 \times (\text{mathematics}) + 0.8043 \times (\text{science}) + 0.3485 \times (\text{programming})}{0.4813 + 0.8043 + 0.3485}$$

として計算した。O*NET の定義では “Mathematics” は「数学を用いて問題を解くスキル」、 “Science” は「科学的ルールを用いて問題を解くスキル」、そして “Programming” は「様々な目的のためにコンピュータープログラムを書くスキル」と定義されている。今回作られた指標は、工学系の技術に関してはコンピューターのプログラムスキルのみ反映するが、これは他の工学系分野のスキル変数がないためである。なお 3 変数のそれぞれ 1～5 の値をとる複数の成分の平均値であり、O*NET は細かな職種別に 3 変数を計算しており、GSS で用いている 2010 年人口センサスの職業細分類についてこの 3 変数のスコアが得られる。日本については JGSS で用いられている職業細分類について筆者が別稿の手続きで対応する値を求めたものである（山口 2023 b）。なお日本データの標本中この変数の平均値は 1.776 で標準偏差は 0.428 であり、スコアの高い値が希少な非対称的分布を持つ。なお男女別には男性の平均が 1.832、女性が 1.711 と男性が高い。これらの分布の特性は後述するように米国データでもほぼ同様である。

職の対人サービススキルは O*NET が “service orientation” と名付けたスキルの指標のスコアである。O*NET ではこのスキルを社会的スキルの一つにあげ、「積極的に人々を助けるスキル」と定義している。このスキルの高さを要求される職は、序説で述べたようにイングランドらが労働市場で過小評価されていたとした、“nurturance skill” を要する職と概念的に良く対応する。女性の多い医療・保健、教育・養育、社会福祉などヒューマン・サービス系の職が高いスコアを与えられ、医療・保健系なら特に看護師や助産師や薬剤師、教育関係では特に盲・ろう・養護学校の教諭、など弱い立場にある受益者と直接接触して助ける職のスコアが最も高く、他にホテルや宿泊施設の支配人や牧師もこのスキルが高く、業種は多岐にわたっている。なお評価基準の尺度は「科学技術スキル」の各要素と同等だが、日本の標本中この変数

の平均値は 3.002、標準偏差は 0.501 で、平均を挟んでほぼ対称的な分布を持つ。なお、男女別には男性の平均が 2.926、女性の平均が 3.133 と女性の方が高い。後述するように、これらの分布の特性は米国でもほぼ同様に成り立つ。

3.2.2 個人所得

日本の JGSS では年間の個人所得は以下の 19 カテゴリーを用いている。以下単位を一万円で表示する。なお例えば「150-250」は 150 万円以上 250 万円未満を表す。① 0 ② 1-70 ③ 70-100 ④ 100-130 ⑤ 130-150 ⑥ 150-250 ⑦ 250-350 ⑧ 350-450 ⑨ 450-550 ⑩ 550-650 ⑪ 650-750 ⑫ 750-850 ⑬ 850-1,000 ⑭ 1,000-1,200 ⑮ 1,200-1,400 ⑯ 1,400-1,600 ⑰ 1,600-1,850 ⑱ 1,850-2,300 ⑲ 2,300 以上。また分析 2 の従属変数 (Y) は個人所得の対数とし、以下のように各カテゴリーを扱った。所得「0」の場合、対数は取れず、分析から省いた。従って、母集団は所得が 0 でない雇用者となる。所得「1-70」から「1,850-2,300」の 17 カテゴリーについては、それぞれの所得範囲の中央値の対数を Y の値とした。所得「2,300 以上」については、そのまま 2,300 万円以上の扱いとした。すなわち 2,300 万円の対数を「右センサー（打ち切り）値」として扱うトービット（Tobit）回帰分析を用いた。

米国の GSS でも年間の個人所得をカテゴリーで調べているが、用いられているカテゴリーの右センサー値が、2000、2002、2004 年の 3 回の調査の変数（rincm98）、2006、2008、2010、2012、2014 年の 5 回の調査の変数（rincm06）、2016 と 2018 年の 2 回の調査の変数（rincm16）で異なる。変数 rincm16 では以下の 26 カテゴリーが用いられた。以下単位は米ドルである。① 1,000 未満 ② 1,000-2,999 ③ 3,000-3,999 ④ 4,000-4,999 ⑤ 5,000-5,999 ⑥ 6,000-6,999 ⑦ 7,000-7,999 ⑧ 8,000-9,999 ⑨ 10,000-12,499 ⑩ 12,500-14,999 ⑪ 15,000-17,499 ⑫ 17,500-19,999 ⑬ 20,000-22,499 ⑭ 22,500-24,999 ⑮ 25,000-29,999 ⑯ 30,000-34,999 ⑰ 35,000-39,999 ⑱ 40,000-49,999 ⑲ 50,000-59,999 ⑳ 60,000-74,999 ㉑ 75,000-89,999 ㉒ 90,000-109,999 ㉓ 110,000-129,999 ㉔ 130,000-149,999 ㉕ 150,000-169,999 ㉖ 170,000 以上。また rincm06 では「㉕ 150,000 以上」、rincm98 では「㉓ 110,000 以上」となり、それぞれ低い値で右センサーされている。従属変数は日本データの場合同様、所得範囲が特定されているカテゴリーはその中央値の対数を Y の値とし、右センサーされているカテゴリーについては上限値の対数を右センサー値としてトービットモデルで扱った。従って右センサー値は調査年により異なる。

なお、物価の変動により、実質所得が変わることについては、回帰モデルに調査年毎のダミー変数を制御変数として加えることにより、処理している。

3.2.3 仲介変数

分析 2 の所得格差の分析における仲介変数は、以下の 7 変数である。(1) 年齢(線形値とその 2 乗の 2 変数)、(2) 学歴(5 区分プラス「不詳」)、(3) 雇用形態(常用雇用とその他の 2 区分)、(4) 経営・管理職か否かの別、(5) 職の科学技術スキル、(6) 職の対人サービススキル、(7) 週平均就業時間。年齢が仲介変数となるのは、年齢ごとの就業率の性別の違いにより、雇用者中の年齢分布が男女で異なるのが結果に対する男女格差の仲介要因と考えられるからである。なお、他の仲介要因として勤続年数が考えられるが、この変数は、JGSS のみ各調査年で得られ、GSS では 1991 年調査を例外として調べていないので、この変数の所得への独自の影響を GSS データで計れない。日米で比較可能な格差の仲介要因を分析に用いるため、日本の分析のみ勤続年数を加えることはしなかったが、日本において勤続年数は性別と相関し、所得にも影響するので、その男女格差への影響の一部は説明されない格差、他は年齢や、経営・管理職か否か、非正規雇用か否かの別など勤続年数と強く相関する変数の影響による格差に還元されることになる。なお前稿(山口 2023a、2024)で、日本では 2 種の職業スキルの達成には勤続年数の影響はない(対人サービススキル)か、小さい(科学技術スキル)ことが示されている。

分析 1 については、さらに父親の職の 2 種のスキルの特性と、親の学歴(中卒以下、高卒、短大・高専、大卒以上、と不詳・不明の 5 区分で父親と母親の学歴の高い方で格付けている)を説明変数に加え、雇用形態についても「自営・家族従業」を標本に加えている。また分析 1 では年齢には 25-34 歳、35-44 歳、45-54 歳、55-64 歳の 4 カテゴリー区分を用いた。分析 1 と分析 2 で年齢の変数を変えたのは、それぞれの結果変数に対して、用いた特徴付けがより良くデータ適合したことによる

3.3 統計分析モデル

2 種の職のスキルの達成モデルの分析には、線形回帰分析に加え、B O 法(Blinder 1973, Oaxaca 1973)の拡張である、Neumark 法(Neumark 1988)を用いる。一般に性別の線形回帰式を

$$\begin{aligned} Y_W &= \mathbf{b}_W' \mathbf{X}_W + \varepsilon_W \\ Y_M &= \mathbf{b}_M' \mathbf{X}_M + \varepsilon_M \end{aligned} \quad (1)$$

と仮定する。ただ式 1 および以下の式で $\mathbf{X}$ は定数項と仲介変数を共に含む。すると、

$$\bar{Y}_W - \bar{Y}_M = \mathbf{b}_W'(\bar{\mathbf{X}}_W - \bar{\mathbf{X}}_M) + (\mathbf{b}_W' - \mathbf{b}_M')\bar{\mathbf{X}}_M \quad (2)$$

と書けるので、式の前者の成分 $\mathbf{b}_W'(\bar{\mathbf{X}}_W - \bar{\mathbf{X}}_M)$ を女性の仲介要因 $\mathbf{X}$ が男性と同じになったら取り除くことができる格差という意味で、仲介変数の男女の違いで**説明される格差**という。また残された後者の成分 $(\mathbf{b}_W' - \mathbf{b}_M')\bar{\mathbf{X}}_M$ を**説明されない格差**、と呼ぶ。この分解の一つの限界は、逆に男性の仲介要因が女性と同じになるときに**取り除ける格差**を考えると結果と同じではないことである。つまり、前節で述べた G と $\mathbf{X}$ が統計的に独立になるという仮想状態に関し、女性の仲介要因の分布が男性と同じになる場合と男性の仲介要因の分布が女性と同じになる場合では、要因分析結果が異なる。この問題に関しては、男女の仲介要因 $\mathbf{X}$ の分布が、共に男女合わせた $\mathbf{X}$ の分布と同じになったらという第3の仮想状態が考えられる。いま男女合わせた分布を $\mathbf{X}$ で表し、 $\bar{\mathbf{X}}_M = \bar{\mathbf{X}}_W = \bar{\mathbf{X}}$ となる仮想状況を考えると

$$\bar{Y}_W^* - \bar{Y}_M^* = (\mathbf{b}_W' - \mathbf{b}_M')\bar{\mathbf{X}} \quad (3)$$

となる、ここで $\bar{Y}_W^* = \mathbf{b}_W'\bar{\mathbf{X}}$ と $\bar{Y}_M^* = \mathbf{b}_M'\bar{\mathbf{X}}$ はそれぞれ回帰係数は式(1)の推定値のまま、仲介変数についてのみ $\bar{\mathbf{X}}_M = \bar{\mathbf{X}}_W = \bar{\mathbf{X}}$ になるという仮想状況での結果 Y の女性の平均値と男性の平均値である。したがって、 $\bar{Y}_W^* - \bar{Y}_M^*$ は $\bar{\mathbf{X}}_M = \bar{\mathbf{X}}_W = \bar{\mathbf{X}}$ という仮想状況での説明されない男女格差である。この結果から

$$\bar{Y}_W - \bar{Y}_M - (\bar{Y}_W^* - \bar{Y}_M^*) \quad (4)$$

が、逆に説明される男女格差となる。ただし、このままではBO法のような説明される格差の要素分解ができない。それに対して、さらに仲介変数 $\mathbf{X}$ の結果 Y に対する影響が、男女で同等になる仮想状態、すなわち G と $\mathbf{X}$ の交互作用効果がないという仮想状態での $\mathbf{X}$ の Y に対する影響を考えて説明される格差の要素分解を可能にするのがニューマーク (Neumark 1988) の方法である。具体的にはニューマーク法は、以下の回帰モデルを考える。

$$Y = b_G D_G + \mathbf{b}'\mathbf{X} + \varepsilon \quad (5)$$

ここで D_G は女性が1、男性が0のダミー変数である。すると式(5)から $\bar{Y}_W = b_G + \mathbf{b}'\bar{\mathbf{X}}_W$, $\bar{Y}_M = \mathbf{b}'\bar{\mathbf{X}}_M$ を得るので、以下の要素分解を得る。

$$\bar{Y}_W - \bar{Y}_M = b_G + \mathbf{b}'(\bar{\mathbf{X}}_W - \bar{\mathbf{X}}_M) \quad (6)$$

ここで $\mathbf{b}'(\bar{\mathbf{X}}_W - \bar{\mathbf{X}}_M)$ は仲介要因の男女差で説明される格差となるので、式 (5) の性別効果 b_G が説明されない格差となる。また、式 (1) と式 (5) から

$$\bar{Y}_W - \bar{Y}_M = (\mathbf{b}'_W - \mathbf{b}')\bar{\mathbf{X}}_W + (\mathbf{b}' - \mathbf{b}'_M)\bar{\mathbf{X}}_M + \mathbf{b}'(\bar{\mathbf{X}}_W - \bar{\mathbf{X}}_M) \quad (7)$$

が成り立ち、式 (6) と合わせると $b_G = (\mathbf{b}'_W - \mathbf{b}')\bar{\mathbf{X}}_W + (\mathbf{b}' - \mathbf{b}'_M)\bar{\mathbf{X}}_M$ となるが、 $\bar{\mathbf{X}}_M = \bar{\mathbf{X}}_W = \bar{\mathbf{X}}$ の仮想状況の下では、この b_G の式は

$$b_G = (\mathbf{b}'_W - \mathbf{b}'_M)\bar{\mathbf{X}} \quad (8)$$

となるので、式 (5) の性別効果 b_G は、 $\bar{\mathbf{X}}_M = \bar{\mathbf{X}}_W = \bar{\mathbf{X}}$ という仮想状況の下での「説明されない格差」(式 (3)) と一致する。

この結果、ニューマーク法は以下の (A) (B) の性質を持つ。(A)「説明される格差」と「説明されない格差」の分解については、式 (1) が正しく、性別との交互作用効果のない式 (5) は事実と反するとしても、式 (5) の性別効果は、 $\bar{\mathbf{X}}_M = \bar{\mathbf{X}}_W = \bar{\mathbf{X}}$ という仮想状況の下での「説明されない格差」のバイアスの無い推定値となる。(B) 説明される格差 $(\mathbf{b}'(\bar{\mathbf{X}}_W - \bar{\mathbf{X}}_M))$ に対しては、さらに仲介変数 $\mathbf{X}$ の結果 Y に対する影響について男女の均等が実現するならば、という仮想状況の下での $\mathbf{X}$ の効果 $\mathbf{b}$ に基づく要素分解が可能となる。説明される格差、 $\mathbf{b}'(\bar{\mathbf{X}}_W - \bar{\mathbf{X}}_M)$ は、BO 法と同様に各仲介変数 X の格差に対する貢献の和で表すことができる。

分析 2 には所得の右センサー (打ち切り) 値を扱うトービット (Tobit) 回帰分析を用いる。しかし分析 2 の男女の説明される所得格差の要素分解に対しては、センサーされた観察値について、結果 Y の値が得られないので、モデルからの Y の期待値 $E(Y)$ で置き換える方法が考えられるが、複数の理論的および実用的問題があって、未だ良い方法が開発されていない。問題とは (A) トービットモデルの回帰係数は、誤差項の分散 $V(\varepsilon) = \sigma^2$ が一定でないと比較可能でないので、男女別の異なる分散を仮定する式 (1) を正しいモデルと仮定できない、(B) トービットモデルには結果の期待値について $E(Y) = \mathbf{b}'\mathbf{X}$ が成り立たず、この結果「説明される格差」を仲介変数別の格差への寄与の和として表現できず、BO 法のメリットが失われる¹、(C) セ

¹ 右センサーされた観察値を含む結果へのトービットモデルは以下を仮定する。

$$\begin{aligned} y_i^* &= \boldsymbol{\beta}'\mathbf{X}_i + \varepsilon \\ y_i &= y^* \quad \text{if } y^* < U \\ &= U \quad \text{if } y^* \geq U \end{aligned} \quad (F1)$$

センサーされた観察値の点推定値 $E(Y)$ は誤差項が正規分布であるという仮定に強く依存し、所得の対数のような大きな値を取らない結果変数の推定値として異常値を生む頻度が高く、用いることには問題が多い。また切断正規分布のセンサーされた観察値の点推定値には、仮に誤差項の正規分布の仮定が正しくとも、“catastrophic cancellation” という問題がある²。

このため、所得格差の要素分解には、センサーされた観察値に対し、その最大値カテゴリーの範囲について範囲を一レベル下のカテゴリーの範囲と同じと仮定してその中央値を観察値とした。例えば日本のデータの所得の最大値カテゴリーは万単位で「2,300 以上」、その下のカテゴリーは「1,850-2,300」なので、最大値カテゴリーを「2,300-2,750」と見なし、その中央値の「2,525」を観察値に置き換えた。この方法は真の値を多少過小評価すると考えられるが、日本データではセンサー値は 10,475 の標本中わずか 30 標本(0.3%)、米国データでは 7,072 標本中 231 標本(3.3%)と比較的少なく、過小評価の問題は極めて小さいと考えられる。また日本データの場合実際このようにして得られた線形回帰分析結果は回帰係数の値がトービット回帰分析の結果とほぼ完全に一致した。

ここで y^* が真の結果、 y はその観察値である、またここで $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$ を仮定する。いま Z を標準正規分布のランダム変数とし、 $c_i(U, \mathbf{X}) = \frac{U - \beta' \mathbf{X}_i}{\sigma}$ とすると、切断正規分布の期待値の公式を用いて、 y^* が観察された場合の期待値については

$$E(y_i^* | y_i^* < U) = \beta' \mathbf{X}_i + E(\varepsilon | \beta' \mathbf{X}_i + \varepsilon < U) = \beta' \mathbf{X}_i + \sigma E(Z | Z < \mu_i(U, \mathbf{X})) = \beta' \mathbf{X}_i - \sigma \frac{f(c_i(U, \mathbf{X}))}{F(c_i(U, \mathbf{X}))} \quad (\text{F2})$$

を得る。ここで f は標準正規分布の確率密度関数、 F はその累積確率関数である。またセンサーされた観察値の期待値には以下を得る。

$$E(y_i^* | y_i^* \geq U) = \beta' \mathbf{X}_i + E(\varepsilon | \beta' \mathbf{X}_i + \varepsilon \geq U) = \beta' \mathbf{X}_i + \sigma E(Z | Z \geq \mu_i(U, \mathbf{X})) = \beta' \mathbf{X}_i + \sigma \frac{f(c_i(U, \mathbf{X}))}{1 - F(c_i(U, \mathbf{X}))} \quad (\text{F3})$$

式の (F2) (F3) は、どちらの場合でも期待値の差が仲介変数 $\mathbf{X}$ の線形結合では表せないことを示す。

² Catastrophic cancellation は、切断正規分布の切断された端の部分の値の点推定値の特性で、いま右センサーされた観察値の真の値を Y^* 、その点推定値を $E(Y^*)$ とすると、二つの結果 Y_1^*, Y_2^* について、それぞれの相対誤差 $(Y^* - E(Y^*)) / Y^*$ が小さくとも、差の相対誤差 $|E(Y_1^*) - E(Y_2^*)| / |Y_1^* - Y_2^*|$ は小さくならないことをいう。男女格差の要素分解では男女の期待値の平均の差を要素分解するので、センサーされた観察値の期待値の差に相対誤差が大きいことは要素分解自体の誤差を大きくするので望ましくない。

3.4 分析結果

3.4.1 科学技術スキルの高い職の達成

表 1 は科学技術スキルの高い職の達成に関する 3 つの基本線形回帰モデルの日米の結果を示している。まずモデル 1 の結果だが、女性の職は男性の職に比べ科学技術スコアの平均がともに 0.1% 有意で低い。またこの負の性別効果は日本の方が米国より、これも 0.1% という強い有意性をもって、より大きくなっている。すなわち、科学技術スキルの高い職を得ることについての男女格差は日本の方が米国より遥かに大きい。

表 1 科学技術スキルの高い職の決定要因：日米比較 1－基本モデル

	日本			米国		
平均値 (標準偏差)	1.776 (0.428)			1.851 (0.460)		
	モデル 1	モデル 2	モデル 3	モデル 1	モデル 2	モデル 3
説明変数	回帰係数			回帰係数		
性別 (対男性)						
女性	-0.121***	-0.100***	-0.074***	-0.065***	-0.078***	-0.068***
学歴 (対高卒)						
中卒以下		-0.090***	-0.084***		-0.090***	-0.086***
短大・高専		0.137***	0.132***		0.120***	0.119***
大卒		0.212***	0.206***		0.343***	0.340***
大学院卒		0.605***	0.593***		0.496***	0.493***
雇用形態 (対常用)						
パート (派遣・契約)			-0.118***			-0.117***
自営・家族従業			-0.066***			-0.046***

***p<0.001, **p<0.01, *p<0.05.

モデル 2 はモデル 1 に仲介変数である学歴を制御変数として加え、モデル 3 はモデル 2 に仲介変数である雇用形態をさらに加えたモデルである。まず注目すべきはモデル 3 の結果について、性別効果（日本が-0.074、米国が-0.068）は共に有意であるが、日米間の有意な差はもはやなくなっている（5%基準で有意な差はない）ことである。これは科学技術の高い職を得ることへの男女格差の日米間格差は、学歴と雇用形態という 2 つの仲介変数の役割が日米で異なるというメカニズムから生じることを示す。

役割のメカニズムについては性別 (G) の仲介変数 (X) への影響の方向と程度、

と仲介変数 X の結果 Y への方向と程度に影響する。今 G を女性対男性の対比、 X_1 を学歴、 X_2 を「パート雇用対常用雇用」、 X_3 を「自営対常用雇用」で表すとする。すると表 1 の結果から $X_1 \rightarrow Y$ は日米共に正、 $X_2 \rightarrow Y$ と $X_3 \rightarrow Y$ は日米共に負であることが分かる。

表 2 は学歴と雇用形態の周辺分布を国別かつ性別に示している。この表からは以下がわかる。 $G \rightarrow X_1$ は日本で負、米国で正。つまり、日本では女性の学歴は男性より低いのに、米国では女性の学歴は男性より高い。またこの結果 $G \rightarrow X_1 \rightarrow Y$ の間接効果は、日本では負、米国では正となり、 $G \rightarrow Y$ の性別効果は負なので、日本では男女の学歴差は職の科学技術スキルの男女格差の拡大要因となり、米国では縮小要因として働く。従って、表 1 のモデル 2 の結果が示すように、学歴をコントロールする（同じ学歴の男女を比較する）と、負の性別効果は日本では大きさが減少し、米国では反対に増大する。

表 2 男女別の学歴と雇用形態の構成割合—日米比較

	日本		米国	
	女性	男性	女性	男性
学歴	構成割合 (%)		構成割合 (%)	
中卒	8.2	9.6	8.7	12.2
高卒	53.6	47.3	24.9	26.2
短大・高専	27.9	19.7	30.1	26.4
大卒	9.5	21.1	19.4	19.0
大学院卒	0.8	2.3	16.9	16.2
雇用形態				
常用	54.7	79.3	73.2	78.0
パート（派遣・予約）	32.8	11.2	17.6	6.0
自営・家族従業割合	12.5	9.5	10.6	16.0

$G \rightarrow X_2$ は日本も米国も正である。つまり $G \rightarrow X_2 \rightarrow Y$ の間接効果は日米ともに負である。従って、パート雇用（日本では非正規雇用）に女性の方が多くことは、日米ともに職の科学技術スキルの男女格差増大に寄与する。一方 $G \rightarrow X_3$ は日本では正、米国では負である。この結果 $G \rightarrow X_3 \rightarrow Y$ の間接効果は日本では $G \rightarrow Y$ と同方向の格差拡大効果、米国では $G \rightarrow Y$ と反対方向の格差縮小効果となる。この結果学歴に加え雇用形態を共に制御するモデル 3 では日本では残された説明されない性別効果がさらに縮小する。米国の場合もパート労働を仲介とする $G \rightarrow X_2 \rightarrow Y$ の負の間接効

果が自営を仲介とする逆方向の $G \rightarrow X_3 \rightarrow Y$ の正の間接効果よりも大きいので、説明されない性別効果は減少するが減少の大きさは日本より小さい。また、分析から自営を除き、つまり $G \rightarrow X_3 \rightarrow Y$ を除いた結果は雇用形態を通じた格差拡大傾向を米国ではより大きくするが、それでもモデル2と比べたモデル3の性別効果の減少の度合いは、日本の方が米国より大きい。これはモデル3にみられる $X_2 \rightarrow Y$ の負の影響（日本は-0.118、米国は-0.117）は異ならないが、表2で見られるようにパート割合の男女差が日本においては、米国より有意に大きいことから生じる。

この結果科学技術スキルの高い職を得ることへの男女格差の度合いの日米間格差は以下の2点から生じることが判明した。（1）日本では科学技術スキルの高い職に就ける可能性の高い高学歴者が、男性に比べ女性に少ないこと。特に学歴で女性が既に男性を上回る米国では男女の学歴差が格差縮小を生むのに対し、日本では格差拡大生むこと。（2）科学技術の高い職を得るのに不利なパート（日本では派遣・契約を含む）雇用割合の女性への偏りが日本において米国より著しいため、雇用形態を通じて日本は米国より大きな男女格差を生むこと。

表3は学歴と雇用形態に加え、調査年および親の職業スキル特性という2つの説明変数を加え、さらに性別と他の変数の交互作用効果について有意な効果を含むモデルの結果を示している。なお本人の年齢と親の学歴も制御しているが性別との交互作用効果がなく、係数は表から省いている。ただし、日本の場合親の教育の独自の効果はないが、米国では親の教育が高卒未満だと子どもの職の科学技術スキルは有意（0.1%）に低下する。

表3 科学技術スキルの高い職の決定要因：日米比較2－拡張モデル

	日本				米国		
	モデル4	モデル5	モデル6		モデル4	モデル5	モデル6
説明変数	回帰係数				回帰係数		
性別（対男性）							
女性	-0.076***	-0.105***	-0.106***		-0.065***	-0.049***	-0.053***
学歴（高卒）							
中卒以下	-0.070***	-0.069***	-0.070***		-0.074***	-0.072***	-0.072***
短大・高専	0.128***	0.124***	0.124***		0.114***	0.113***	0.113***
大卒	0.195***	0.218***	0.214***		0.325***	0.346***	0.342***
大学院卒	0.576***	0.596***	0.588***		0.472***	0.493***	0.488***
性別×大卒以上		-0.064***	-0.052**			-0.042**	-0.032*
雇用形態（対常用）							
パート（派遣・契約）	-0.118***	-0.125**	-0.125***		-0.116***	-0.117***	-0.189***
自営・家族従業	-0.062***	-0.060***	-0.060***		-0.054***	-0.054***	-0.014
性別×パート							0.097***
性別×自営							-0.098***
父親の職業特性							
科学技術スキル	0.071***	0.073***	0.120***		0.062***	0.062***	0.091***
対人サービススキル	-0.018*	-0.018*	-0.018*		-0.005	-0.006	-0.005
性別×父親の科学技術スキル			-0.102***				-0.059***
調査年—2000	0.001	-0.001	-0.001		0.000	0.000	0.000
性別×（調査年-2000）		0.006***	0.006***				
制御変数（係数略）	親の教育、本人の年齢				親の教育、本人の年齢		

***p<0.001, **p<0.01, *p<0.05.

まず表3のモデル4の結果は日米共に親の職の科学技術レベルが高いと学齢を制御しても子供の職の科学技術レベルが高くなるという一種の世襲効果があることを示す。モデル5と6は共に性別との交互作用効果を含むモデルで、モデル5は性別と大卒以上か否かとの交互作用効果、および性別と調査年との交互作用効果を、有意

であれば説明変数に加えている。モデル6はモデル5に更に性別と親の職の特性の交互作用効果、および性別と雇用形態の交互作用効果を加えている。性別と大卒以上との交互作用効果を因果的に先行する性別と親の職業特性との交互作用効果の前に加えたのは、前者の交互作用効果制御によって日米共に後者の交互作用効果に類似の変化が起こることを示すためである。

モデル5は性別（女性対男性）と大卒以上との間に負の相互作用効果があり、これは日米共通であることが分かる。つまり、職の科学技術スキルの男女格差は学歴が大卒以上で大卒未満より高くなる。これは、日米共に大学でのSTEM系の専攻が男性に偏るため、大卒者間ではかえって科学技術の高い職を得る機会の男女差が生じることの結果であると考えられる。また、モデル5の結果は、日本においては性別と調査年の間にも強い相互作用効果があり、女性の職の科学技術スキルの平均レベルが次第に上がる結果、男女格差が近年ほどより小さくなっていることが分かる。米国にはこの傾向はみられない。

モデル6の結果は日米と共通点と相違点をさらに明らかにしている。まず女性と父親の職のスキルの間に負の交互作用効果があることが日米共通である。日本の場合、世襲効果(男性は0.120, 女性は $0.018=0.120-0.102$)は息子のみ有意で、娘には有意でない。つまり親の職の科学技術レベルが高いと子供の職の科学技術レベルも高くなる傾向は、男性にのみ見られる特質である。一方、米国の場合の世襲効果(男性は0.091, 女性は $0.032=0.091-0.059$)は男性が0.1%有意、女性が5%有意で、効果の大きさには約3倍の差があるが共に有意となっている。さらにモデル6の結果は、これは米国のみで日本には見られない傾向であるが、性別と雇用形態の間にも交互作用効果があり、パートタイム勤務者が科学技術スキルの高い職を得るのに不利な状況は、女性の場合($-0.092=-0.189+0.097$)は男性の場合(-0.189)に比べ半減する。一方、自営では科学技術スキルの高い職を得ることのハンディキャップがフルタイム雇用者より大きくなる傾向は女性にのみ見られ、男性にはないことも示している。さらに指摘しておきたい点は、性別と父親の科学技術スキルの交互作用効果を考慮すると、日米ともに性別と大卒以上か否かの交互作用効果がかなり減少することである。推測だが、これは日米ともに、父親の職の科学技術レベルが高いことが息子の職のロールモデルにはなっても、娘の職のロールモデルにはなりにくく、それが日米ともに大学の専攻の女性の理系離れとも結びついていることを示唆する。

表4は3.3節で解説した、BO法の拡張であるニューマーク法を用いた格差の度合いとその要素分解について日米の結果を示している。ニューマーク法の基になっているモデルは性別との交互作用効果を含まないモデル4である。なお使用した統計ソフト(STATA Oaxaca)は複数の変数を併せたものを一要素とすることを可能にし

ており、学歴、年齢、雇用形態の各変数は、各カテゴリーのダミー変数を合わせた効果である。親の科学技術スキルも、該当変数と親の科学技術スキル不詳のダミー変数の効果を合わせた効果である。また調査年の線形効果は日米ともに有意でなく表から省いている。

表4 科学技術スキルの男女格差のニューマーク法による要素分解結果

	日本		米国	
男性の平均値	1.8328		1.8840	
女性の平均値	1.7111		1.8183	
男女格差	0.1217***		0.0656***	
	格差の二分解	説明の度合い (%)	格差の二分解	説明の度合い (%)
説明される格差	0.0460***	37.8	0.0011	1.7
説明されない格差	0.0757***	62.2	0.0645***	98.3
	要素別の説明される格差へ寄与	説明への寄与率 (%)	要素別の説明される格差への寄与	説明への寄与率 (%)
学歴	0.0200***	16.4	-0.0110***	-16.8
年齢	-0.0009*	-0.7	-0.0001	-0.2
雇用形態	0.0268***	22.0	0.0090***	13.7
父親の職の科学技術スキル	0.0001	0.1	0.0020**	3.0
父親の職の対人サービススキル	0.0000	0.0	-0.0001	-0.2
親の教育	0.0001	0.1	0.0012**	1.8

***p<0.001, **p<0.01, *p<0.05.

表4は説明される格差のメカニズムについて日米の大きな相違を示している。まず、日本については、調査年を含む7変数で説明される格差が37.8%で、その格差に寄与しているのが、雇用形態の格差、つまり女性にパート・派遣・契約社員などの非正規雇用者が多いことと、男性に比べ高学歴者が比較的少ないことでほぼ説明されることが特筆される。わずかではあるが年齢分布の男女差が、むしろ男女格差を0.7%縮小する方向に働いているのは、日本では職の科学技術スキルの平均が55歳以

上で有意に少なくなり、その年齢層の就業者は女性の方が男性より少ないからである。

一方、米国では同じ7変数が、全体としては観察される男女格差を全く説明しない。これは格差に影響する仲介変数の働く方向に大きな違いがあり、仲介はするのだがお互いに相殺効果を生むからである。日本と同じ方向で有意に格差増大を生んでいるのは雇用形態の影響のみである。だが男女格差への仲介変数としての雇用形態の寄与の大きさでは日本の方(0.0200)が米国(0.0091)より2倍以上ある。一方学歴の影響は、米国では女性の方が男性より高学歴なので、格差に対する働きの方が日本と真逆になっている。もう一つの日米の違いは米国では父親の職の科学技術レベルの男女差と親の教育の男女差が、子供の職の科学技術レベルの男女差をそれぞれ約3%と2%増加させている点である。米国では、親の教育が高卒未満だと、高卒に比べ職の科学技術スキルが0.1%有意で低くなる。また米国では標本中の父親の科学技術レベルも、親が高卒以上の割合も男性の方が女性より有意に高くなっており、それは父親の科学技術レベルの低い者や親の教育が高卒未満の者の間では、男性の方が女性より就業率が低くなる(失業率が高い)傾向が大きいので就業者の標本に入らないという標本選択バイアスを意味している。実際無業者を含む標本中では、親の職のスキルや親の教育に男女の差はない。

結論として、米国における男女の職の科学技術レベルの格差はほぼ100%観察されない、その意味でメカニズムの不明な、格差であり、特定の仲介変数についての女性の状況を改善することでは改善しにくいものであることが分かる。そして、前述したように、この説明されない男女格差の度合いについては日米で有意に異ならない。説明されない格差については、性別との交互作用効果の分析結果から、父親の職の科学技術スキルが、娘の職のロールモデルになりにくいこと、またその結果大学への進学がかえって科学技術スキルの高い職に就く男女格差を拡大させることが示され、その改善が重要であることが示唆された。

3.4.2 対人サービススキルの高い職の達成

表5は対人サービススキルの高い職の達成に関する3つの基本線形回帰モデルの日米の結果を示している。まずモデル1の結果だが、女性の職は男性の職に比べ対人サービススキルのスコアの平均が日米共に0.1%有意で高く、ここでのいわば「女男格差」は米国の方が日本より、これも0.1%という強い有意性をもって、より高くなっている。つまり、男女格差のある科学技術スキルの場合は米国に比べ日本での格差が大きく、逆向きの「女男格差」のある対人サービススキルの場合は、米国に比べ日本での格差の方が小さい。この点で、日本の女性は米国の女性に比べ、どちらもより不利な状況に置かれているといえる。

表5 対人サービススキルの高い職の決定要因：日米比較1—基本モデル

	日本			米国		
平均値 (標準偏差)	3.022 (0.502)			3.115 (0.498)		
	モデル 1	モデル 2	モデル 3	モデル 1	モデル 2	モデル 3
説明変数	回帰係数			回帰係数		
性別 (対男性)						
女性	0.207***	0.214***	0.227***	0.316***	0.304***	0.300***
学歴 (高卒)						
中卒以下		-0.245***	-0.240***		-0.127***	-0.129***
短大・高専		0.189***	0.185***		0.144***	0.144***
大卒		0.205***	0.202***		0.233***	0.234***
大学院卒		0.156***	0.149***		0.287***	0.288***
雇用形態 (対常用)						
パート (派遣・契約)			-0.046***			0.039**
自営・家族従業			-0.074***			0.022

***p<0.001, **p<0.01, *p<0.05.

モデル2の結果は、より高度な教育が対人サービススキルの高い職の獲得に結びつく点は、科学技術スキルの場合と同じだが、男女格差の方向が反対なので、日本において女性の学歴が男性より低いことは、職の対人サービススキルの「女男格差」の縮小に結びつき、逆に米国では女性の学歴が男性より高く、職の対人サービススキルの「女男格差」の拡大に結びついていることが分かる。その他の日米の違いとして、日本の場合、短大・高専以上であれば、大卒であっても、大学院卒であっても、職の対人サービススキルは向上しないのに対し、米国では学歴のレベルが高くなるごとに、職の対人サービススキルも向上し、対人サービススキルの高い職がより高い学歴者で占められる傾向が日本より顕著となっている。この点で男女の学歴の差が格差に与える影響が、米国では格差の拡大、日本では格差の縮小と向きは反対だが、米国の方が日本より大きくなる。この米国での、対人サービススキルの高い専門職の学歴高度化が望ましいものなのか否かについては、後に議論する。

モデル3の結果は、パートタイム勤務（日本の場合はパート・派遣・契約社員などの非正規雇用）が対人サービススキルの高い職の獲得に果たす役割が日米では全く異なっていることを示す。日本ではパート・派遣・契約社員などの非正規雇用であることが、常用雇用者に比べ、対人サービススキルの高い職を得ることを、難しく

するが、米国ではパートタイム勤務であれば、フルタイム勤務にくらべ、対人サービススキルの高い職を得ることがかえってより容易になるのである。これは、米国で対人サービススキルの高い職、特に女性割合の大きい職、に対してパートタイムでの勤務を拡大することで、既婚女性の活躍を促進してきたことによる。この事実の傍証は後述の表6の結果でも示される。この結果、雇用形態を制御すると、女男格差は日本では増大し、米国では減少する。

表6は、表3と同様に、学歴と雇用形態に加え、調査年および親の職業スキル特性という2つの説明変数を加え、さらに性別と他の変数の交互作用効果について有意なものを含むモデルの結果を示している。なお本人の年齢区分と親の学歴の係数は表から省いている。まずモデル4の結果は、科学技術スキルの場合と同様に、日米共に親の職の対人サービススキルレベルが高いと学歴を制御しても子供の職の対人サービススキルが高くなるという世襲効果があることを示す。モデル5と6は共に性別との交互作用効果を含むモデルで、モデル5は性別と大卒か否かの交互作用効果、および性別と調査年との交互作用効果を、有意であれば、加えている。モデル6はモデル5に更に性別と親の職の特性の交互作用効果、および性別と雇用形態の交互作用効果を加えている。

モデル5は性別（女性対男性）と大卒との間に米国のみ負の相互作用効果があることを示す。これは大卒の場合は、それ以下の学歴に比べて、対人サービススキルの高い職を得ることへの男性と比べた女性の有利さが縮小することを示す。科学技術スキルの場合の性別と大卒との日米ともにみられる負の交互作用効果は、男女格差が大卒だと一層増大することを意味するのとは反対に、米国のみにみられる性別と大卒の対人サービススキルの高い職の獲得への負の交互作用効果は大卒だと「女男格差」が減少、つまりこのスキルの職に対する男女の機会の平等化、が起ることを意味する。また、モデル5の結果は、日本においては性別と調査年の間にも強い正の相互作用効果があり、職の対人サービススキルのレベルは女性では次第に上がり、男性では逆に下がってきており、女男格差は近年ほどより大きくなっていることが分かる。米国にはこの傾向はみられない。

モデル6の結果は日米の共通点と相違点をさらに明らかにしている。まず女性と父親の職のスキルの間に負の交互作用効果があることは日米共通である。日本の場合、世襲効果(男性は 0.163 女性は $0.053=0.163-0.110$)は、男性が 0.1%有意、女性も同じく 0.1%有意だが、影響の大きさは男性が女性の約3倍である。一方米国の場合は、男性 (0.104) のみ有意で、女性 ($0.001=0.104-0.103$) は有意でない。つまり父親の職の対人サービススキルのレベルが高いと子どもの職の対人サービススキルレベルも高くなる傾向は、息子にのみ見られ、娘には見られない特徴になっている。

やはり日米ともに父親の職は娘のロールモデルにはなりにくいようだ。

表 6 対人サービススキルの高い職の決定要因：日米比較 2－拡張モデル

	日本				米国		
	モデル 4	モデル 5	モデル 6		モデル 4	モデル 5	モデル 6
説明変数	回帰係数				回帰係数		
性別（対男性）							
女性	0.223***	0.188***	0.210***		0.302***	0.362***	0.353***
学歴（高卒）							
中卒以下	-0.222***	-0.221***	-0.222***		-0.111***	-0.106***	-0.104***
短大・高専	0.165***	0.161***	0.163***		0.136***	0.133***	0.133***
大卒	0.171***	0.184***	0.173***		0.218***	0.302**	0.292***
大学院卒	0.114***	0.126***	0.118***		0.272***	0.356***	0.347***
性別×大卒以上		-0.030				-0.166***	-0.148***
雇用形態（対常用）							
パート（派遣・契約）	-0.044***	-0.051**	-0.012		0.038**	0.032**	-0.006
自営・家族従業	-0.075***	-0.074***	0.011		0.019	0.017	-0.023
性別×パート			-0.075**				0.054*
性別×自営			-0.169***				-0.021
父親の職業特性							
科学技術スキル	-0.001	0.000	0.000		-0.021*	-0.021*	-0.021*
対人サービススキル	0.112***	0.115***	0.163***		0.052***	0.052***	0.104***
性別×父親の対人サービススキル			-0.110***				-0.103***
調査年-2000	0.000	-0.002*	-0.003**		0.000	0.000	0.000
性別×(調査年-2000)		0.006***	0.007***				
制御変数（係数略）	親の教育、本人の年齢				親の教育、本人の年齢		

***p<0.001, **p<0.01, *p<0.05.

日米の差で重要なのは性別と雇用形態の間の交互作用効果である。日本ではパート・派遣・契約の雇用者が常用雇用者に比べ対人サービススキルの高い職を得るの

に不利な状況は、女性（ $-0.087 = -0.012 - 0.075$ ）のみ有意（0.1%基準）で男性の場合（ -0.012 ）は全く有意でない。一方米国で、パートタイム勤務者がフルタイム勤務者に比べ対人サービススキルの高い職を得るのに有利な状況は、女性（ $0.048 = -0.006 + 0.054$ ）のみ有意（0.5%）で、男性（ -0.006 ）は全く有意でない。つまり常用雇用でないことが対人サービススキルの高い職を得るのに影響することは女性のみ当てはまり、男性に当てはまらない点は日米共通だが、女性に不利に働くか有利に働くかで日米は真逆であり、米国では女性がより柔軟に働くことがむしろ有利さをもたらしているのに、日本では科学技術スキルの場合と同様にペナルティーになっている。

表7はニューマーク法を用いた説明される格差の度合いとその要素分解について日米の結果を示している。格差は、男性対女性で示しているので、日米ともにマイナスとなっている。表7では説明される格差のメカニズムについては日米の大きな相違が示されている。まず、日本においては、7変数のうち有意に影響する学歴と雇用形態はともに、説明されない格差と逆向きに働くので、説明される格差をマイナスにしてしまう点が特質される。その反対に米国においては、7変数のうち有意に影響するのは日本と同じく学歴と雇用形態だが、これらは共に説明されない格差と同方向に働くので、小さいがあわせて4.5%の説明を与えている。だが日米の共通点は、説明されない格差が格差の大部分だという点で、この点での女性の有利さ、説明されない女男格差、は米国の方が日本より大きい。

表7 対人サービススキルの男女格差のニューマーク法による要素分解結果

	日本			米国	
男性の平均値	2.9260			2.9558	
女性の平均値	3.1328			3.2718	
男女格差	-0.2069***			-0.3160***	
	格差の二分解	説明の度合い (%)		格差の二分解	説明の度合い (%)
説明される格差	0.0166***	-8.0		-0.0141***	4.5
説明されない格差	-0.2235***	108.0		-0.3019***	95.5
	要素別の説明される格差へ寄与	説明への寄与率 (%)		要素別の説明される格差への寄与	説明への寄与率 (%)
学歴	0.0052*	-2.5		-0.0114***	3.6
年齢	-0.0003	0.1		0.0000	0.0
雇用形態	0.0120***	-5.8		-0.0027***	0.9
父親の職の科学技術スキル	0.0000	0.0		-0.0005	0.2
父親の職の対人サービススキル	0.0000	0.0		0.0000	0.0
親の教育	-0.0002	0.1		0.0005	-0.2

***p<0.001, **p<0.01, *p<0.05

3.4.3 個人所得の達成の日米比較

表8は日本データについて、表9は米国データについて、共にトービット回帰モデルを用いた個人所得の決定要因の分析モデルの結果を示している。モデル1、3、4はみな性別との交互作用効果を含まないモデルで、モデル1は学歴を説明変数に含むが、職業特性は含まないモデル、モデル3は職業特性を説明変数に含むが、学歴は含まないモデル。モデル4は学歴も職業特性も共に説明変数に含むモデルである。年齢、雇用形態、就業時間、調査年は全てのモデルの説明変数に含まれている。モデル1、3、4で学歴と職の特性の影響について、他方を制御したモデルの結果と制御しないモデルの結果を提示するのは、学歴は独自の影響と職業特性を通じた間接的影響を含むので、学歴の制御によって職業特性の効果がどう変化するかをみるためと、また逆に職業特性の制御により、学歴の「直接的効果」がどう変化するかを見るためである。残りのモデル2と5は性別との交互作用効果を見るためのモデルである。

以下モデル1～5の結果について、表8と表9の結果を比べて、日米の共通性と異質性に焦点をあてて主な結果を記述・説明する。

表8 個人所得の決定要因のトービットモデル1：日本の結果

	トービットモデル				
説明変数	モデル1	モデル2	モデル3	モデル4	モデル5
女性（対男性）	-0.589*** (47.25)	-0.613***	-0.611*** (48.62)	-0.597*** (47.76)	-0.624***
年齢（線形）	0.0761***	0.0871***	0.0752***	0.0745***	0.0839***
年齢の2乗	-0.00074***	-0.00087***	-0.00077***	-0.00071***	-0.00084***
学歴（対高卒）					
中卒以下	-0.264***	-0.277***		-0.192***	-0.208***
短大・高専	0.234***	0.227***		0.157***	0.154***
大卒	0.288*** (17.37)	0.223***		0.186*** (11.40)	0.128***
大学院卒	0.354***	0.310***		0.160***	0.131***
性別×大卒以上		0.219***			0.235***
パート（派遣・契約）	-0.452*** (29.57)	-0.396***	-0.412*** (27.47)	-0.406*** (27.44)	-0.350***
性別×パート		-0.002			
就業時間の対数	0.787*** (36.94)	0.356***	0.752*** (36.02)	0.751*** (36.55)	0.343***
性別×就業時間の対数（標準化）		0.860***			0.819***
経営・管理職			0.436*** (16.14)	0.381*** (14.26)	0.404***
科学技術スキル			0.300*** (24.46)	0.260*** (20.74)	0.240***
対人サービススキル			0.190*** (16.96)	0.138*** (12.10)	0.081***
性別×対人サービススキル					0.123***
制御変数（係数略）	調査年（各年のダミー変数）				

***p<0.001, **p<0.01, *p<0.05. モデル1、3、4の括弧内はtスコア。

表 9 個人所得の決定要因のトービットモデル 2：米国の結果

	トービットモデル				
説明変数	モデル 1	モデル 2	モデル 3	モデル 4	モデル 5
女性（対男性）	-0.297*** (19.18)	-0.317**	-0.281*** (17.07)	-0.283*** (18.11)	-0.291***
年齢（線形）	0.0690***	0.0681***	0.0610***	0.0625***	0.0614***
年齢の 2 乗	-0.00065***	-0.00064***	-0.00057***	-0.00058***	-0.00057***
学歴（対高卒）					
中卒以下	-0.346***	-0.345***		-0.312***	-0.313***
短大・高専	0.165***	0.165***		0.114***	0.114***
大卒	0.541*** (24.33)	0.529***		0.377*** (16.63)	0.379***
大学院卒	0.665***	0.652***		0.465***	0.465***
性別×大卒以上		0.029			
パートタイム	-0.475*** (13.50)	-0.642***	-0.455*** (12.76)	-0.440*** (12.97)	-0.590***
性別×パートタイム		0.216**			0.200**
就業時間の対数	0.540*** (14.79)	0.550***	0.491*** (13.24)	0.481*** (13.62)	0.477***
性別×就業時間の 対数（標準化）		-0.022			
経営・管理職			0.329*** (15.74)	0.247*** (12.28)	0.244***
科学技術スキル			0.488*** (26.69)	0.325*** (19.35)	0.250***
対人サービススキル			0.068*** (4.23)	-0.015 (0.98)	-0.017
性別×科学技術ス キル					0.168***
制御変数（係数略）	調査年（各年のダミー変数）				

***p<0.001, **p<0.01, *p<0.05, モデル 1, 3, 4 の括弧内は *t* スコア。

モデル 1 の結果を日米で比べると、性別、年齢、学歴、雇用形態（パート対常用雇用）、就業時間の各仲介変数への影響について、日米で方向性において同じ傾向の影響があることが見て取れる。一見これらの変数の影響の方向性の一致は、日米で

所得決定のメカニズムは類似しているように見えるが、3点で大きな量的違いがある。一つは負の性別効果で、日本の方が米国より遥かに有意(0.1%)で大きい。これはこのモデルで説明できない所得の男女格差は日本の方がはるかに大きいことを示す。なお係数の2国間比較ができるのは従属変数が所得の対数なので、単位(日本は円、米国は米ドル)の違いに依存しないからである。

二つ目に高学歴ほど所得が高くなる傾向は米国でより顕著なことである。例えば大卒対高卒の係数は米国(0.541)の方が日本(0.288)より0.1%で有意に高い。米国では大卒の所得は高卒の所得の1.7($=\exp(0.541)$)倍、日本では1.2($=\exp(0.288)$)倍となる。第3に就業時間の所得への影響は0.1%有意で日本(0.787)が米国(0.540)より高い。例えば就業時間を週50時間から60時間に20%増やすと、対数就業時間は0.182($=\ln(1.2)$)増えるので、平均で日本では所得が15%($\exp(0.787*0.182)=1.15$)増えるのに対し、米国では10%($\exp(0.540*0.182)=1.10$)しか増えない。より一般には就業時間が α 倍になると、日本では所得の対数が $0.787*\ln \alpha$ 増えるので、所得が $\alpha^{0.787}$ 倍になり、米国では所得の対数が $0.540*\ln \alpha$ 増えるので、所得が $\alpha^{0.540}$ 倍になる。これらの日米の違いの背景については、結論・議論の4節で行う。

モデル2は、性別とモデル1に含まれた3変数(大卒か否か、雇用形態、就業時間)との交互作用効果を見たもので、ここでは日米の相違点が浮き彫りになっている。日本では、性別と大卒か否かに正の交互作用効果があり、男女格差は大卒の方が短大・高専未満より小さくなっている。これは、日本では女性の多い短大卒に比べ男性に多い高専卒のほうが、また高卒者中で女性に多い商業高校卒や一般高校卒に比べ、男性の多い工業高校卒の方が所得が高いため、その分大卒未満での男女格差が大きくなる傾向があることと関係すると思われる。つまり、日本では短大・高専レベルや、職業高校に男女の分離があり、それが大卒未満の男女の所得格差を生み出すが、そういった状況は米国にはないことが関係していると思われる。

さらに、日本では性別と就業時間との間に大きな正の交互作用効果があり、就業時間が大きくなるほど男女格差が小さくなる。これは、総合職と一般職の区別にみられるように、男性と同様長時間労働を厭わない総合職女性は男性と同等に扱うが、そうでない一般職女性は給与や企業内キャリア機会に差別するといった、長時間労働重視の日本の企業が生み出した結果と考えられるが、解釈に注意を要する点があり結論の節で再度議論する。一方雇用形態と性別との交互作用効果はない。

モデル2の米国の交互作用効果の結果は、日本と正反対に近い。性別と大卒か否か、性別と就業時間の間に交互作用効果はない。これは上記のようなこれらの交互作用効果を生む日本のような制度がないのでいわば当然である。一方性別とパートタイム勤務の間には正の交互作用効果がある。パートタイム勤務者の男女格差

$(-0.426 = -0.624 + 0.216)$ はフルタイム勤務者の男女格差 (-0.624) の3分の2近くになる。これは女性に多い職の方が男性に多い職に比べ、給与面でのパートタイム勤務ペナルティーが女性に対しては男性に比べ小さいことを示す。

モデル3は3つの職業特性を説明要因に含み、学歴は制御しないモデルである。いずれの特性も高いほど、所得が高くなることは、日米共通だが、量的な違いがある。それは職の科学技術スキルの所得への正の影響は、米国(0.488)が日本(0.300)より有意(0.1%)に大きく、逆に対人サービススキルの所得への影響は、日本(0.190)が米国(0.068)より有意(0.1%)に大きくなっている。日本は科学技術者を米国に比べ、給与面であまり評価しない国と言える。一方、対人サービススキルの高い職については、先に6表で米国の方がより高い教育を要求し日本より専門化が進んでいることを示したにもかかわらず、給与面でのこの職のスキルの市場評価は米国の方が日本より低いのである。この事実はモデル4の結果で一層明らかになる。

モデル4はモデル3に更に学歴を説明変数に加えている。職業特性の所得への影響のうち、職業自体の影響でなく、現職者の学歴が高いことで説明される部分が除かれるので、2種の職業スキルについてはそのスキルの給与面で見た市場評価の大小を見ることができる。日米比較でわかることは、学歴を制御すると、2種の職業スキルの所得への影響が下がる程度が米国の方が日本より大きいことである。これは二つのモデル間の回帰係数の変化を2国間で調べるのでクロッグらの方法(Clogg et. al. 1995)を用いないと有意度は厳密に判定できないが、米国について学歴制御後、対人サービススキルの所得へは有意さを失い、この事実は学歴を超えたこの職のスキルの市場の付加価値が0であることを意味し、イングランドのdevaluation理論を強力に裏付けている。一方、日本の方はそうでもなく、科学技術スキルには及ばないが、対人サービススキルが、学歴を超えて、市場価値を持っていることは特筆に値する。

モデル5は性別との交互作用効果のないモデルなので、各尺度の異なる変数間の所得への影響の相対的強度を見るために回帰係数の t 値を掲載している。ここでも日米には顕著な違いがあり、日本では効果の強い順に、性別、就業時間、雇用形態、職の科学技術スキルとなっている。ただし経営・管理職の影響が比較的小さいのは、米国に日本に対応する職階区分(部長、課長、係長などの区別)がないので、2分法の区別しかしていないため影響が過少評価となっていることに留意する必要がある。一方米国では影響の大きい順に、科学技術スキル、性別、大卒対高卒の比較、就業時間の順になっている。ただし、職業を通じた間接的影響も入れるモデル1の結果では、大卒対高卒の影響は性別の影響より強い。絶対的大きさも相対

的順位も日本での比重は大きい、説明されない格差である性別効果が大きいことはどちらの国でも大きな社会問題である。

最後のモデル 6 は、性別と職の特性の交互作用効果について、有意であれば加えたもので、日米は異なり、日本では対人サービススキルとの間にのみ有意な正の交互作用効果があり、このスキルの高い者の間では、男女格差が小さくなること、また米国では科学技術スキルとの間に交互作用効果があり、このスキルが高い者の間では男女格差が小さくなることを示している。

表 10 の結果は方法のところで説明した理由で、センサーされた観察値に対し最大値カテゴリーの範囲を仮定してその中央値に置き換えてニューマーク法を応用している。男女を併せた回帰モデルは日米とも、それぞれ表 8 と表 9 のモデル 4 を用いているが、表 8 と表 9 がトービット回帰モデルの結果であるのに対し、表 10 の結果はモデル 4 を線形回帰モデルで応用したものである。しかし日本データの場合センサーされた観察値の割合が標本の 0.3% と極めて小さいので、モデル 4 のトービットモデルと線形回帰モデルの結果は回帰係数がほぼ完全に一致した。米国データの場合回帰係数はやや異なる、係数の有意度と t 値に見られるその大きさの順位は二つのモデル間で完全に一致した。なお学歴のダミー変数や、年齢に関する線形変数と 2 乗項など、複数の変数からなる要因については、回帰分析結果から学歴や年齢の要素変数の部分の最適線形推定値 (best linear estimate) (BLE) が得られるので、BLE で置き換えて男女格差への影響を調べている。なお定義上 BLE の回帰係数は 1 となり、他の回帰係数はモデル 4 の係数と完全に一致する。また 3.3 節で解説したように「説明されない格差」はモデル 4 の性別効果と等しくなる。格差はトービットモデル同様、所得の対数の平均の男女差で測られている。なお、STATA `oaxaca` から直接得られるのは表 10 の「回帰係数」と「積＝格差」の部分だけで、「男性平均-女性平均」の部分は別途算出・検定している。

日本の結果は、仲介変数を通じた間接効果の影響が有意である 6 要素のうち、職の対人サービススキル以外の 5 要素が「説明されない格差」と同じ向きに働くので説明度は米国より高いものになっている。また結果は男女の仲介要因の男女差がすべてなくなれば、男女の所得の比でみる男女格差が現在の約 4 分の 3 ($\exp(-0.305)=0.74$) 倍になることを示している。また結果は、所得の男女格差を最も大きく生み出しているのは、男女の就業時間の差で、ついで雇用形態の男女差であり、それに加えて職の科学技術スキルの男女差と経営・管理職割合の男女差は、最初の 2 項目に比べると相対的影響は小さいが、一定程度格差を生み出していることが分かる。また対人サービススキルの「女男格差」は有意に所得の男女格差を縮小する方向に働いている。

表 10 男女所得格差の要素分解—日米比較

日本			
説明されない格差			-0.597***
要素別説明される格差	女性平均-男性平均	回帰係数	積=格差
年齢 (BLE)	-0.001	1.000***	-0.001
学歴 (BLE)	-0.010***	1.000***	-0.010***
パート・派遣・契約割合	0.209***	-0.406***	-0.085***
就業時間の対数	-0.252***	0.750***	-0.189***
経営・管理職割合	-0.064***	0.378***	-0.024***
科学技術スキル	-0.105***	0.258***	-0.027***
対人サービススキル	0.228***	0.138***	0.031***
計			-0.305***
米国			
説明されない格差			-0.276***
要素別説明される格差	女性平均-男性平均	回帰係数	積=格差
年齢 (BLE)	0.005	1.000***	0.005
学歴 (BLE)	0.019***	1.000***	0.019***
パートタイム割合	0.071***	-0.449***	-0.032***
就業時間の対数	-0.114***	0.459***	-0.052***
経営・管理職割合	0.009	0.236***	0.002
科学技術スキル	-0.047***	0.319***	-0.015***
対人サービススキル	0.311***	-0.015	-0.005
計			-0.078***

*** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$. BLE 変数の括弧内は t スコア。

積 (= 格差) の有意度は STATA Oaxaca の結果から得られたもの。

一方米国の方は、男女の差も回帰係数もともに有意なので、格差に有意に影響を与えているのは7要素のうち、学歴、就業時間、パートタイム勤務対フルタイム勤務、科学技術スキルの4要素のみである。このうち学歴の影響が格差縮小の方向にあり、また各仲介変数の間接的影響が日本と比べ小さいので、全体として説明される格差は日本に比べ小さい。この日米の説明される格差の要素分解の違いの解釈については、以下結論・議論の節で引き続き行う。

4. 所得の男女格差の説明要因の日米の共通性と異質性について—まとめと議論

今回の分析の日本の結果で、大きな「説明されない格差」が残ったことに対しては、採用した分析方法の限界もあることをまず指摘しておきたい。ちなみに、山口（2017, 第4章）は日本のホワイトカラー正社員の所得の男女格差を約 80%説明する要素分解分析結果を出しているが、今回の分析がそのような高い説明力を持たなかったのは、週 20 時間以上通年で働いた 25 歳から 64 歳の有業者男女という、ブルーカラーの労働者や非正規雇用者を含む、所得の分散が大きい多様な就業者を母集団としていることが主要な理由であると考えられる。それに加えて、用いられた分析方法が結果に対する回帰式を仮定し、かつ仲介変数間の交互作用効果を含まない線形加法性を仮定したモデルであった点も説明度を低くしていると考えられる。例えば年齢と教育の組み合わせ、年齢と雇用形態の組み合わせ、は複雑に性別と結果の双方に関係し、それらの考慮は、今回分析に組み込まれなかった勤続年数の考慮とともに、説明度を上げるはずである。それにも関わらず本稿が BO 法の拡張であるニューマーク法を分析に採用したのは、説明部分の要素分解についての日米比較には大変便利だからである。以上から、説明されない格差については、日本と米国とを比べたときの日本の方が相対的に有意に大きいという事実のみ重要と考える。このこと自体日本における所得の男女格差の解消の難しさを示唆するからである。

説明される格差の要因として、就業時間の男女差が圧倒的に大きく、これは日米共通だが、米国に比べ、日本で遥かに大きく影響することは特に注目に値する。日本で就業時間の影響が大きくなるのは、一つには週当たりの就業時間の平均の男女差（日本の標本中では 10.1 時間。米国の標本中では 5.0 時間）が日本では米国より遥かに大きいことが原因である。家事育児に関する家庭内分業が未だ女性にとって大きく不利である日本の状態を改善することがまず必要であることを示唆する。

しかしもう一つの大きな違いがある。それは表 10 でみる就業時間の対数の回帰係数の日米の大きな差である。この事実は、日米比較で初めて明らかになったように思う。通常所得を結果とする回帰分析では就業時間は賃金への影響度を近似的に測るための制御変数とみなされ、その係数は無視されがちであった。その今までの見過ごしは残念ながら筆者も同様である。就業時間が所得に影響するのは当たり前だからという思いこみがあったからである。だが今回の分析における所得の対数への就業時間の対数の影響は、日米の賃金の差を表すものではない。賃金は尺度（日本は円、米国は米ドル）に影響されるが今回の係数の差（表 10 では日本は 0.750、米国は 0.459）はそうではない。前節の解釈の例示したように、就業時間増化率に伴う、所得増加率の日米の差を表す。また、本稿は日本では性別と就業時間の対数との間にも強い正の交互作用効果があり、就業時間の対数の所得の対数への効果を表す回帰係数は表 8 の

モデル5の結果では男性が0.343、女性は1.162(=0.343+0.819)となる。一方対応する米国のモデル5の結果は、回帰係数は男女共通で0.477である。これらの結果も以下の解釈に大きく影響するのであわせて議論する。

所得の対数に対する就業時間の対数の効果について、2つの全く異なる理由が考えられることが結果の解釈上注意を要する点である。一つはこの $X \rightarrow Y$ のパスは因果的影響では全くなく、 X と Y の計測尺度のずれが日米の社会の違いと相まって生まれたという解釈である。実は就業時間は日米ともに、特定の一週の間を調べているが、時間当たり賃金を一定とすると、年収と完全に相関するのは、年平均の週当たりの就業時間である。従って特定の週の就業時間と年平均の週当たり就業時間との相関が日本で米国に比べより大きいなら、つまり、日本の労働者の週当たり就業時間が米国より恒常的であれば、見かけ上の週当たり就業時間と年収とのより高い相関を生む。これが原因なら、 $X \rightarrow Y$ のパスについて日本が米国より大きいのは、週当たりの就業時間の恒常性（長時間労働者は常に長時間労働、短時間労働者は常に短時間労働をする傾向）が高く、就業時間の柔軟性が米国に比べ日本では少ないことからくることになる。またこの要因の混在の可能性は否定できない。

だが、もう一つの説明は、日本が米国より実際に就業時間が時間あたり賃金に影響するため、就業時間の所得の見返りの大きい国である可能性で、こちらが主たる原因と思える。間接的であるが、就業時間の対数の所得に対する女性の係数が有意に1.0を超えることがその根拠である。なぜなら、仮に計測した特定の週の就業時間が年平均の就業時間と完全に一致したとしても、もし就業時間が時間あたり賃金に影響を与えないなら、係数が1.0を超えることは理論的にあり得ないからである。この結果日本のみに見られた性別と就業時間の強い交互作用効果が因果的な効果である可能性が高く、これは日本では男女所得格差が、就業時間が長くなるにつれて小さくなるという強い傾向を示す。これは、総合職と一般職の区別にみられるように、男性と同様長時間労働を厭わない総合職女性は男性と同等に扱うが、そうでない一般職女性は給与や企業内キャリア機会に差別するといった、長時間労働重視の日本の企業が生み出した結果という解釈と整合する。

ここでもう一点重要なのは、就業時間の所得の増加率への日本での強い影響は女性にのみあてはまるという事実である。実際 $X \rightarrow Y$ の影響は日本の男性の場合(0.343)、米国の男女平均(0.477)より有意(1%レベル)に小さく、一方女性の場合(1.162)は米国の男女平均より0.1%有意ではるかに大きくなる。では男性の場合、就業時間への所得の見返りが女性に比べはるかに小さいことは何を意味するのか？関連する研究に Kato, Kawaguchi, Owan (2013)の論文がある。加藤らは、日本の企業人事データの分析から、長時間労働は女性にのみ高い昇進率を生むことを示した。つ

まり、長時間労働は男性の勤務評価には影響していないのに、女性にのみ長時間労働をするかしないかが、勤務評価と昇進機会の大きな要因になっているという事実である。今回の分析結果も長時間労働の所得増加率への影響について女性が男性より遙かに大きいのも同様の理由であると思われる。また、平均的には男性の所得が女性の所得を大きく上回り、その男女格差は就業時間が増えると小さくなる事実を考えると、これらの日本の特性は、日本では就業時間の少なさが、女性にのみ大きなペナルティーとして課されていることを示す。

しかし一般に、日本企業の就業時間の長さは、雇用調整が採用・解雇の調整でしづらい日本的雇用慣行から生まれたものであるとしても、合理的とは思えない。通常、長時間労働は、就業時間当たりの労働生産性を下げるからである。特に長時間労働するか否かの評価が女性に対してのみ当てはめられるのは女性差別と思える。いずれにせよ、総合職と一般職の区別などを通じ、恒常的に残業することができない女性には大きなペナルティーを課す日本企業の報酬制度の改革を、家庭内の家事育児の夫婦平等化と同時に進めないと、この最大の男女格差の原因を取り除くことはできないと考えられる。

2 番目に男女の所得格差を生む原因はこれも日米ともに雇用形態である。これが大きな男女格差の要因であることは、よく知られた事実だが、雇用形態が男女格差に与える負の影響は表 10 で見たように、日本が米国の 2.6 倍も大きい。日本での常用雇用対「パート・派遣・契約」を簡単のため、正規雇用と非正規雇用の対比と呼ぶと、この対比は米国のフルタイム勤務とパートタイム勤務と比べ、男女の所得格差に対する影響について、類似面と異質面がある。まず類似面であるが、これは雇用形態の所得への影響度である。やや意外なことに、米国ではパートタイム勤務が所得に与える負の影響は日本で非正規雇用が所得に与える負の影響と有意に変わらない。モデルが就業時間を制御し、米国ではパートタイム・フルタイムの別なく、非専門・非経営管理職には企業内同一労働同一賃金制度が広く普及していることを考えると、これは主として米国のパートタイム労働が、日本の非正規雇用と同様、比較的責任の少ない、その意味で賃金が低くなる、職種に普及しているからだと思われる。ただし、表 3 や表 6 で見たように、対人サービススキルの高い職の獲得や、より高い所得の獲得に対して、米国では性別とパートタイム勤務に正の交互作用効果があり、パートタイム勤務によって受けるハンディキャップが、男性に比べ女性では軽減されている。表 10 の格差要因分解ではこの交互作用効果を無視しているので、米国の場合のパートタイム勤務の男女格差への負の影響は多少過大評価となっている可能性がある。

しかし、一般に米国企業は日本のように残業重視はしないが、欧州のオランダなどの企業と比べれば、はるかにフルタイム勤務重視である。この結果所得の男女格差

に雇用形態が与える負の影響の日米の主たる違いは、パート雇用への低い賃金リターンの日米の違いではなく、雇用形態の男女差が日本で米国より遥かに大きいことから生じている。これは同時に、米国のパートタイム勤務とくらべ、日本の非正規雇用が時間固定的であることに関係している。米国の育児期の女性はパートタイム勤務を好しやすいが、それは時間固定的でなく、いずれフルタイム勤務に戻れる。それに反して日本の女性は育児期を経て非正規雇用に一旦なると正規雇用に戻りにくい。つまり米国のフルタイム・パートタイム勤務のように、正規雇用・非正規雇用の区別も比較的自由に行き来できれば、男女の雇用形態の差は大きく減少するはずである。岩上（2016）は韓国、カナダ、イタリアとの4か国比較を通じて、非正規雇用的な雇用が既婚の女性に大きく偏るのは日本特有のものであることを示している。正規雇用に新卒者を優先し、育児離職女性の正規雇用機会が極めて少ない日本的雇用システムがここでも男女格差を生み出す大きな原因となっているといえる。非正規雇用の在り方を欧米のパートタイム勤務同様、固定的でなく勤労者が比較的自由に選択できる制度に変えていくことが男女格差の解消のためにも、人的資本の活用のためにも、極めて重要と思われる。

3番目に男女の所得格差に負の影響を与えるのは、これも日米共通だが、男女の職の科学技術スキルの差である。これも影響の度合いは日本の方が大きく、その理由は男女の職の科学技術スキルの差が日本は米国の2倍以上あるからである。女性がSTEM系の職に少なく不利を蒙っているのは日米共通だが、OECD諸国中で大学の理系の博士課程学生の女性割合が最低の日本は、この点改善の余地が大きい。

以上が所得の男女格差の主な要因であるが、日米比較の観点において他に着目すべき点が2点ある。それが学歴と経営・管理職割合については、日本では共にその男女格差が所得の男女格差を拡大させているが、米国では学歴ではすでに女性が男性を上回り、経営・管理職割合でも女性は男性と同等になり、既に女性の活躍の足かせにはなっていない点である。特に学歴差は高い所得の職業の達成に結びつく間接的影響を含めて考えると、重要な男女格差要因となっており、男女の学歴差は小さくなりつつあるものの、完全な解消が望まれる。

もう一点は、対人サービススキルが所得の男女格差に対して果たす役割の日米差である。この点に関しては日本の特性の方がむしろ望ましいと思える。米国では学歴を超え職のスキル自体の所得への影響がみられず、この点でイングランドのいうNurturant Skillの市場での低評価が歴然としている。一方日本では科学技術スキルには及ばないものの、この職業スキルは労働市場で一定の評価を得ている。この点女性が、対人サービススキルが高く、女性割合の多い、専門職に偏っても、そういう専門職に就かず事務職などに就くことに比べれば、男女の所得格差縮小に貢献している

といえる。また、米国で対人サービススキルの高い職の高学歴要求化が、それに見合う市場価値を生み出していないことは熟考に値する。対人サービススキルでも知識面での専門性の向上がサービスの質を高めることは間違いない。しかし、その一方科学技術スキルと異なり、対人サービススキルには、他者に対する親切心など、教育で培えない性格的資質も極めて重要である。この点、学歴が日本より専門職の獲得に大きくものをいう米国では、対人サービススキルの高い職の高学歴化が、性格的資質上最も適性のある人がその職に従事する傾向を強めるとは言えないため、学歴を超えたスキルの市場価値をかえて下げてしまった可能性もあると思えるが、これは仮説であり、今後の研究課題である。ただし性格的資質による職業の適性の論議は、科学的根拠なく性別と結びつけられやすい（四本、2024）ので注意が必要だ。

引用文献

岩上真珠 2016. 「国際比較でみる日本の非典型雇用—雇用流動化のなかの非柔軟な構造」 『日本労働研究雑誌』 672: 29–39 頁

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

山口一男 2023a. 「『科学技術スキル』と『対人サービススキル』の2種の職業スキル が日本の労働市場においてどう評価され、またそれが男女賃金格差や非正規雇用による人材の不活用にどう結びついているのか」 RIETI-DP 23-J-033.

山口一男 2023b. 「多次元的職業スキル尺度の作成とその社会・経済調査データとのリンク：方法と課題」 RIETI-DP 23J-039.

山口一男 2024. 「職業スキルと男女賃金格差」『経済セミナー』 737: 43-55 頁

四本裕子 2024 「脳や能力における性差：性差の傾向と原因の分析」 RIETI-GIST 研究会報告

Blinder, A. 1973. “Wage Discrimination: Reduced Form and Structural Variables.” *Journal of Human Resources* 8: 436-55.

Clogg, C. C., Petkova, E., & Haritou, A. (1995). “Statistical methods for comparing regression coefficients between models.” *American Journal of Sociology*, 100(5), 1261–1293.

DiNardo, J., N. Fortin, and T. Lemieux 1996. "Labor Market Institution and the Distribution of Wages, 1973-1992: A Semiparametric Approach." *Econometrica* 64: 1001-44.

England, Paula (ed.) 1992. *Comparable Worth: Theory and Evidence*.

England, Paula, Melissa S. Herbert, Barbara Stanek Kilbourne, Lori L. Reid and Lori McCreary Megdal. 1994. "The Gendered Valuation of Occupations and Skills: Earnings in the 1980 Census Occupations." *Social Forces* 73: 65-100.

Kato, Takso, Daiji Kawaguchi, Hideo Owan. 2013. "Dynamics of the Gender Gap in the Workplace: An econometric case study of a large Japanese firm." RIETI DP Series 13-E-038.

Neumark, D. 1988. "Employers' Discriminatory Behavior and the Estimation of Wage Discrimination." *Journal of Human Resources* 23(3): 279-95.

Oaxaca, R. 1973. "Male-Female Wage Differentials in Urban Labor Markets." *International Economic Review* 14: 693-709.

Petersen, Trond and Laurie A. Morgan. 1995. "Separate and Unequal: Occupation-Establishment Sex Segregation and the Gender Wage Gap." *American Journal of Sociology* 101: 329-65.