



RIETI Discussion Paper Series 14-J-046

# ホワイトカラー正社員の男女の所得格差 一格差を生む約80%の要因とメカニズムの解明

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

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

ホワイトカラー正社員の男女の所得格差—格差を生む約80%の要因とメカニズムの解明<sup>1</sup>

山口 一男 (シカゴ大学・経済産業研究所)

## 要 旨

本稿はホワイトカラー正社員の男女の所得格差について傾向スコアによる標準化に依拠するDFL法を用いて要素分解をする。結果は年齢、学歴、勤続年数の人的資本3変数の男女差で男女所得格差の35%を、職業、労働時間、職階の3変数合わせて追加の43%を、合計6変数で格差の78%を説明することを示す。単独では職階の男女差が最も大きな説明力を持つ。また用いた傾向スコアの妥当性について診断を行うとともに、多変量線形回帰分析に基づく説明できない格差の推定はかなりのバイアスを生むことも示す。また6変数の男女差で説明できない部分についての格差について、人的資本について女性が男性と同等となる場合、および職階も同等となる場合の2つの仮想の場合に所得格差が減る度合いが、年齢、学歴、職業、労働時間、職階の各カテゴリー間で異なることを明らかにし、以下の結論を得た。①男女格差が年齢につれて増大する傾向は、40歳代以降は年齢に伴う男女の職階格差の増大でほとんど説明できる。②大卒は高卒や短大・高専卒に比べ、今後結婚育児離職率が減れば、より大きな格差解消が望める。③女性が多数の事務職では人的資本や職階が男女で同じになっても男女の所得格差が大きく残る。④所得に関する男女の機会の平等は課長以上の職に就く男女の間では、かなり実現されている。

キーワード：女性の人材活用、所得の男女格差、雇用機会均等、DeNardo-Fortin-Lemieux 要素分解分析

JEL classification：D31, J71, M51

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。

<sup>1</sup>本稿は、独立行政法人経済産業研究所における「Women's economic empowerment, low fertility rate, and work-life balance」研究の成果の一部である。

## I. 序

筆者は以前わが国の賃金センサスの公表クロス表データを用いて、経済産業研究所のディスカッション・ペーパーを書き、その主な内容を『日本労働研究雑誌』に発表した（山口 2008）。主な発見事項の一つは、男女の時間当たり賃金格差は、男女の雇用形態（正規雇用・非正規雇用の別と、フルタイムと短時間勤務の別の組み合わせによる4区分）がその3分の1強を説明するが、より大きな原因はフルタイム・正規雇用者の中での男女賃金格差で、その格差が雇用者全体の男女の時間当たり賃金格差の半分以上を説明するという事実であった。また筆者はより最近の経済産業研究所のディスカッション・ペーパーで、これも主な内容が『日本労働研究雑誌』（山口 2014）に掲載されたものであるが、ホワイトカラー正規雇用者の中で、課長職割合の男女差がわが国では極めて大きく、その格差のうち企業に対するアンケート調査で企業の人事担当者が理由として挙げる、女性の学歴や勤続年数の不足で説明できる割合は21%と極めて小さいことを示した。今回の分析はその二つの論文の延長線上にある。

今回の分析の目的はホワイトカラー正社員中の男女の所得格差の決定要因を明らかにし、また観察される変数による男女差で説明できない部分について、格差は一様であるか否か、また一様でない場合、説明に用いた変数のカテゴリー間で、例えば大卒内の男女格差と高卒内の男女格差を比較して、どのように異なるのかを明らかにし、その結果の持つ意味について議論することにある。

今回の分析をホワイトカラー正社員に限ったのは、筆者の上記の第1の論文の分析で明らかにしたように、正社員間での男女の賃金格差がまず問題であり、また比較的高学歴者の多いホワイトカラー職に限るということも意味があると考えたからであるが、上記の筆者の第2の論文との関連性も高いからである。特に分析には上記の第2の論文で用いた、経済産業研究所による『仕事と生活の調和（ワーク・ライフ・バランス）の国際比較に関する調査』（2009年）のうち、日本企業とその従業員の調査のデータを用い、同じ母集団を分析している。今回の分析は男女の所得格差であり、時間当たり賃金格差ではない。通常男女格差の分析は時間当たり賃金について行われることが多いが、以下の理由で所得格差も意味がある。まず第1に対象はホワイトカラー正社員で、常勤が大部分であり、短時間勤務は極めて少ないこと。第2に対象の中には管理職、裁量労働者、年俸制賃金者など残業代の出ない働き方をする者も多く、時間当たりで見ることの意味が低いこと。第3に週当たりの労働時間を説明変数の1つとして用い、その男女の違いが男女の所得格差に与える影響を見ることができること、である。

わが国の男女賃金格差については、比較的最近のものとしては厚生労働省の2010年の報告（『男女間の賃金格差の解消のためのガイドライン（2010年8月公表）』の中

の「男女格差が生じている原因」の章の表1)で、以下の表1のようになると報告している（表の脚注も原典のまま）。

表1 男女間の賃金格差の要因

調整した事項	男女間格差 (原数値)	男女間格差 (調整済み)	男女間格差の 縮小の程度
勤続年数	69.3	<u>74.4</u>	<u>5.1</u>
職階	71.3	<u>80.9</u>	<u>9.6</u>
年齢	69.3	70.5	1.2
学歴	69.3	70.2	0.9
労働時間	69.3	70.6	1.3
企業規模	69.3	70.0	0.9
産業	69.3	66.7	-2.6

資料出所：厚生労働省「賃金構造基本統計調査」結果を用いて算出。

※ 労働時間については、時間当たり賃金により格差を再計算した。その他の項目については、それぞれの項目について、女性の労働者構成が男性と同じと仮定して算出した女性の平均所定内給与額を用いて男性との比較を行った場合、格差がどの程度縮小するかをみたもの。

表1の結果は職階差と勤続年数の差が男女の賃金格差を最もよく説明することを示している。表1では職階が男女の賃金格差を9.6%少なくするとなっているが、男女格差の解消への貢献度でいえば33.4% $[(80.9-71.3)/(100-71.3)]$ とかなり大きい。同様に勤続年数の貢献度は約16.6% $[(74.4-69.3)/(100-69.3)]$ である。一方年齢の貢献度は約4% $[(70.5-69.3)/(100-69.3)]$ 、学歴の貢献度は約3% $[(70.2-69.3)/(100-69.3)]$ 、労働時間の貢献度は約4% $[(70.6-69.3)/(100-69.3)]$ といずれも比較的小さい。

表1の分析には一つの大きな限界がある。それは説明変数が全体として男女格差のどの程度を説明するかが明確でない点にある。また一変数の説明では、後述する年齢と学歴の相殺効果のように、影響が過小評価される場合が出てくる。表1の算出に用いられている格差の要素分解の代表的手法であるブリンダー・オアハカ法(Blinder-Oaxaca method)では、説明変数が全体としてどの程度となるかは推定できるのだが、それは基盤となる多変量線形回帰モデルの妥当性という強い仮定を必要とし、近年は後述するようにその妥当性については疑いが持たれている(Barsky et al. 1996, Fortin et al. 2011)。今回の分析では、後述する6つの重要な説明変数で、全体として男女の所得格差をどの程度説明できるか、またその結果は、分析手続き上どの程度信頼が置けるのかについても診断を行っている。今回の分析は労働者全体での男女格差の分析ではないが、男女の賃金格差が男女の雇用形態の違いから生まれる部分と、正規雇用であっても

男女格差が生まれる部分はメカニズムが違うので、正規雇用に限った分析結果は表 1 と異なることが考えられ、その比較も重要であると考ええる。

分析方法上の問題については、本稿では要因分析について従来の分析と比べた方法論的な改良も試みている。わが国の研究で、賃金の要素分解に今まで用いられた方法は前述のブリンダー・オアハカ法(以下 B0 法という)である (Blinder 1973, Oaxaca 1973)。歴史的には八代 (1980) が最も早くこの方法を用いており、また近年のものは網羅はしていないが、樋口(1991)、富田(1992)、中田 (1997)、杉橋 (2004) などが用いており、また近年の厚生労働省や労働政策研究・研修機構の報告書も、この方法に基づいている。また B0 法は、男女格差の分析を超えて、広く結果の差の要因分析に用いられているが、文献は非常に多いのでレビューは省く。

B0 法はその長所も短所も、回帰分析に依存している点にある。もし回帰分析が仮定する線形加法的な説明変数の影響、さらには通常の方法で推定する場合はさらに誤差項の分布に関する仮定、がもし成り立つならば、単に格差を「説明できる部分」と「説明できない部分」に要素分解できるだけでなく、説明できる部分を各変数の貢献に分解できるというメリットがある。

一方短所は、多変量線形回帰モデルの線形加法性の仮定が強く、その仮定が成り立たなければ与えられた要素分解の数値に大きな偏りを生じる可能性が高いことである (Barsky et al., 2002)。また Fortin et al. (2011) は比較的最近の *Handbooks of Labor Economics* における “Decomposition Methods in Econometrics” と題された計量経済分析における要素分解法について包括的レビューを行っており、そこでは B0 法の限界と、それに変わる DFL 法など、条件付き分布の標準化法の相対的メリットについて議論している。本稿では、前回(山口 2014)の管理職割合の要素分解と同様 DiNardo-Fortin-Lemieux(1996)の導入した傾向スコアを用いた条件付き分布の標準化法である DFL 法を用いる。また同時に、今回のデータにもし B0 法が依存する回帰分析が用いられた場合に「説明できない格差」の推定にどの程度バイアスが生まれるのかについても、合わせて分析する。また線形回帰モデルを用いて賃金や所得の格差を要素分解する場合、従属変数について賃金や所得そのものではなく、対数を取った値を用いることが多いが、これは対数を取った値の方が、線形加法性の仮定が成り立ちやすいからである。しかしこの場合は、説明できない賃金格差・所得格差が直接推定できない。一方今回用いる DFL 法を用いた分析では回帰モデルに依拠しないので、所得や賃金を対数を取らずに直接要素分解できるので、そういった問題は生じないという大きなメリットがある。

DFL法はもともとは、因果分析の手法としてローゼンバウムとルービン (Rosenbaum and Rubin 1983, 1984, Rubin 1985) が導入した傾向スコアによるウェイト法であるが、因果分析での応用とは異なり、説明変数についての内生性の独自の問題があり (Yamaguchi 2014)、そのままでは因果分析とはいえない。しかし性別  $X$  と説明変数  $V$  とのデータ上での統計的独立の達成には有効である。また特にバングとロビンズ (Bang and Robins 2005) のいう、2重にロバストな推定 (doubly robust estimation) を併用することで、傾向スコアの妥当性を診断できると共に、回帰分析を用いる手法のバイアスの度合いも把握できるという長所もある。詳細は分析の節 (IV 節) で説明する。

今回の分析で、検証する主な仮説は以下の5つである。

仮説1：ホワイトカラー正規雇用者の男女の所得格差は男女の人的資本（学歴、年齢、勤続年数）の差からも生じているが、それは説明できる部分に限っても最大要因ではない。

仮説2： ホワイトカラー正規雇用者の男女の所得格差を説明する要因のうち最大のもの、男女の人的資本の差では説明できない男女の職階の格差の影響である。

上記の表1でも、男女の職階の格差が、説明変数の影響を個々の単独の影響で見た場合、最大であることを示している。ただ表1は他の変数、特に人的資本の男女格差、を制御していないので、そこについて本稿では精緻化している。前述の筆者の管理職割合の論文同様、仮説1が成り立てば、管理職昇進率の男女格差を通じた間接差別が、ホワイトカラー正規雇用者の男女の所得格差の主な原因であるという解釈を支持する結果を得られることになる。

仮説3： ホワイトカラー正規雇用者の男女の所得格差を説明する要因には男女の平均的労働時間の差があるが、この男女差の男女の所得格差への影響は、大部分男女の職階の格差によって説明できる。

一般に労働時間と職階は相関しているが(本稿で用いる標本では一般社員が週平均43.4時間、係長・主任が45.5時間、課長以上が47.1時間)、これは職階が上がるとより多くの時間就業する傾向だけでなく、加藤・川口・大湾 (Kato, Kawaguchi, Owan 2012) が示したように、女性の場合長時間労働する者に管理職への昇進率が高まるという傾向も観察されている。因果関係は両方向とみるのが妥当であろう。仮説3は、因果の方向

はどちらであれ、男女の労働時間差による男女の所得格差への説明は、男女の職階差による説明と重複し、独自の説明度は低いという仮説である。

後の二つの仮説は一般職と総合職の区別のようなコース制が、一方で男女に大きな年功賃金プレミアムの差を、他方で男女の昇進機会の差を、生じさせることで男女の所得格差を生み出すという仮説に関係している。しかし一般職と総合職のような区別は全ての企業で採用しているわけではなく、今回分析する調査データにもその区別はない。したがって、代わりに女性事務職者が男性事務職者と比べ特に昇進機会が少なく、その結果男女の所得格差の大きな一因となっているか否かを調べる事にする。ただここに一つ問題がある、調査での職業区分には管理職があり事務職は定義上「非管理職」を意味する問題である。しかし欧米では管理職という職務そのものが職階であるのに対し、わが国では、職階は主たる職務である職業とは別途定義されている。今回分析する経済産業研究所の調査データでも、管理職中の係長・主任以上の割合は87.5%と高い（課長以上は65.8%）が、「一般社員」も12.5%いる。「一般社員管理職」の部下はみな非正規雇用者なのであろうか。また管理職以外の職での係長以上割合は42.8%（課長以上割合は11.3%）と少なくなく、職務上「管理職でない」ことが「一般社員」を意味するものでは全くない。

女性でありかつ事務職者であるということが、とりわけ職階に関する昇進機会の低さや昇給機会の低さに結びついていると考えられるふしがある。表2は今回分析する標本での事務職であるか否かの区別と「課長以上」であるか「一般社員」であるか（「係長・主任」は含まれていない）と性別(女性対男性)の負の関連は、「事務職」の方が「管理職・事務職以外の職」より有意に大きい事を示している。

表2. 課長以上であることと性別の関連の職業差

	事務職		管理職・事務職以外の職	
	課長以上	一般社員	課長以上	一般社員
女性	28	1,708	20	275
男性	223	774	448	935
オッズ比	0.057		0.152	

「課長以上」対「一般社員」のオッズ（「課長割合」/[一般社員割合]）を女性対男性で比べると（オッズの比を取ると）、表2は事務職者で0.057、管理職・事務職以外で0.152となることを示している。オッズで見て女性は男性に比べ、課長になれる可

可能性がそれぞれ男性の5.7%、15.2%しかないということである。問題はこのオッズ比について「事務職」と「管理職・事務職以外の職」の違いで、これは（オッズ比の対数の差の検定で）1%で有意である。女性は課長以上になれる可能性は一般に男性より遙かに低いが、事務職だととりわけ不利になる。一方後で見るように、女性ではこの不利な事務職が4分の3以上の大半であるのに対し、男性の事務職者は約4分の1である。

また、仮に女性の事務職者が係長・主任や課長の職階を得ても、女性の事務職と男性の事務職では、所得面で同等な取り扱いがされていないとことを示唆する事実がある。表3も今回分析する標本の記述統計であるが、職階別、事務職・その他別の平均所得とその男女格差を提示している。見て明らかなように、事務職以外の職では、平均的には職階が高くなるほど、男女の所得格差は小さくなる。一方事務職については、職階により格差はあまり変わらず値はむしろ課長職以上で最大になっている。この職階と事務職・その他の別が男女の所得格差に与える交互作用効果はもちろん有意である。

表3. 職階別、事務職・その他別男女の所得格差

	課長以上		係長・主任		一般社員	
	事務職	その他	事務職	その他	事務職	その他
男性の平均所得	592.5	671.2	482.1	509.0	405.3	413.3
女性の平均所得	486.4	648.1	389.6	439.1	310.5	320.2
男女格差	106.1	23.3	92.5	69.9	93.0	93.1

もちろん、表2と表3の結果は、事務職者男女のの人的資本の違いなどを考慮していないので、分析は精緻化の必要があるが、以下の仮説がなり立つ。

仮説4： 男女の所得格差は、同じ職務の男性に比べ課長への昇進機会の少ない事務職者が多数であることが一因である。

仮説5： 女性事務職は、仮に職階が男性事務職と同等になっても大きな所得格差が残り、これは男女の職階差では「説明出来ない男女格差」の要因の一つである。

他の部分は、特に仮説を置かず、分析をしている。分析の主な焦点は2点である。一つは、観察される説明変数の男女差で説明できる男女格差は全体でどの程度であるか。もう一つは、説明できない格差についての説明変数の各カテゴリー間の違いである。例えば大卒者間の男女格差と高卒者間の男女格差の違いと、それらの男女格差が他の説明変数の制御でどう変化するか分析である。

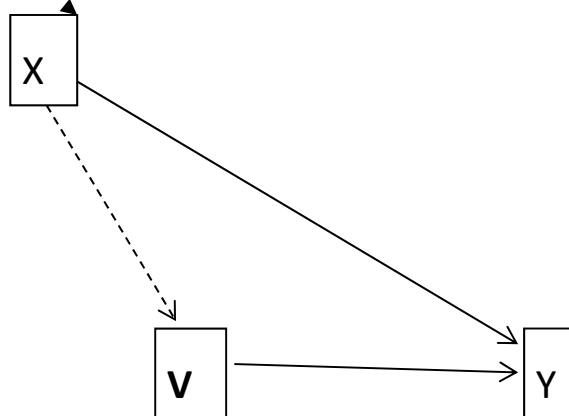


## II. 方法

### 1. 男女所得格差の要素分解について

図1は仮定する影響の図式を簡単に表したものである。 $X$ は性別、 $Y$ は結果である個人所得、 $V$ は説明変数である。性別 $X$ の $Y$ への影響（男女の所得格差）について、性別が説明変数 $V$ と関係し、説明変数 $V$ が結果 $Y$ に影響する事から生じる「説明できる格差」と、残りの「説明できない格差」に分解するのはB0法、DFL法の共通の目的である。DFL法では、 $X$ が $V$ と統計的に独立になる反事実的状态を統計的に生みだし、その状態での男女格差が「説明できない格差」と考える。これは図1では、点線の部分の影響を取り除くことを意味し、残る $X$ の $Y$ への直接の影響が「説明できない格差」となる。 $X$ と $V$ を独立にする反事実的状态は①女性が観察された男性の $V$ の分布と同じ $V$ の分布を持つ状態になる場合、②男性が観察された女性の $V$ の分布と同じ $V$ の分布を持つ状態になる場合、③男性も女性も観察された男女を合わせた $V$ の分布を持つ状態になる場合、の3つの異なる状態が考えられ、結果はその仮想状態の選択に依存する。これは通常①か②かのいずれかを考えるB0法の場合と類似しているが、③の場合が、全く同様に実現できるのがDFL法の特徴である。本稿では、その理論的重要性から、女性が男性と同じ学歴、就業年数、職階などを持ったら格差はどの程度になるかを問題とし、このため①の仮想状態を考える。

図1. 因果関係図



まずDFL法 (DiNardo, Fortin, and Lemieux 1996)を説明する。今 $X$ は2値をとるグループ変数とする。簡単のため $X=0$ が男性、 $X=1$ が女性を表すとする。また

$$y_i = \phi(\mathbf{v}_i, \boldsymbol{\theta}_1) + \varepsilon_1 \quad \text{が女性の各人 } i \text{ に対し、}$$

$$y_i = \phi(\mathbf{v}_i, \boldsymbol{\theta}_0) + \varepsilon_0 \quad \text{が男性の各人 } i \text{ に対し} \quad (1)$$

成り立つとする。ここで  $\phi$  は未知の（特定化されない）関数で、 $\mathbf{V}$  は観察された説明変数、 $\boldsymbol{\theta}_1$  と  $\boldsymbol{\theta}_0$  は未知のパラメーターで女性と男性のそれぞれについて  $\mathbf{V}$  に対する影響を表していると仮定する。

今  $Y_1$  をパラメーター  $\boldsymbol{\theta}_1$  によって定まる結果、 $Y_0$  をパラメーター  $\boldsymbol{\theta}_0$  によって定まる結果を表すとする。これは男性の結果、女性の結果というわけではなく、パラメーターが女性と同じ場合の結果、とパラメーターが男性と同じ場合の結果という意味である。男女の各グループにおける  $Y$  の平均は以下のように表すことができる。

$$E(Y_0 | x=0) = \int_{\mathbf{z}} E(Y | \mathbf{v}, \boldsymbol{\theta}_0) f(\mathbf{v} | x=0) d\mathbf{v} \quad (2)$$

$$E(Y_1 | x=1) = \int_{\mathbf{z}} E(Y | \mathbf{v}, \boldsymbol{\theta}_1) f(\mathbf{v} | x=1) d\mathbf{v} \quad (3)$$

これらはともに観察される  $Y$  の平均である。ここで  $f(\mathbf{v} | x=0)$  と  $f(\mathbf{v} | x=1)$  は説明変数  $\mathbf{V}$  の条件付き確率密度関数である。

今この観察される女性対男性の平均の差  $E(Y_1 | x=1) - E(Y_0 | x=0)$  を  $\mathbf{V}$  の分布の男女の差の結果として「説明できる部分」とその他の「説明できない部分」に要素分解するために、「女性 ( $X=1$ ) が男性 ( $X=0$ ) と同じ  $\mathbf{V}$  の分布を持っていたならば」という反事実的状況の下での平均を考える。これを  $E(Y_1 | x=0)$  で表すすると、以下の式を得る。

$$\begin{aligned} E(Y_1 | x=0) &= \int_{\mathbf{z}} E(Y | \mathbf{v}, \boldsymbol{\theta}_1) f(\mathbf{v} | x=0) d\mathbf{z} \\ &= \int_{\mathbf{z}} \omega(\mathbf{v}) E(Y | \mathbf{v}, \boldsymbol{\theta}_1) f(\mathbf{v} | x=1) d\mathbf{z} \end{aligned} \quad (4)$$

ここで

$$\omega(\mathbf{v}) \equiv \frac{f(\mathbf{v} | x=0)}{f(\mathbf{v} | x=1)} = \frac{p(x=0 | \mathbf{v}) f(\mathbf{v}) / p(x=0)}{p(x=1 | \mathbf{v}) f(\mathbf{v}) / p(x=1)} = \frac{p(x=1) p(x=0 | \mathbf{v})}{p(x=0) p(x=1 | \mathbf{v})} \quad (5)$$

である。

式(4)は、式(3)との比較で明らかなように、女性の各標本  $i$  についてウェイト  $\omega(\mathbf{v}_i)$  を掛けた加重平均を表す。またウェイト  $\omega(\mathbf{v}_i)$  は式(5)から明らかなように、 $p(x=1 | \mathbf{v})$  について一致性を持つ推定値をロジスティック回帰モデルやプロビット回帰モデルで推定して算出でき、またその推定値を用いれば、式(4)の加重平均も一致性を持つことが証明できる（星野 2009）。

従って、観察された平均の差  $E(Y_1|x=1)-E(Y_0|x=0)$  は以下のように要素分解できる。

$$E(Y_1|x=1)-E(Y_0|x=0) = \{E(Y_1|x=1)-E(Y_1|x=0)\} + \{E(Y_1|x=0)-E(Y_0|x=0)\} \quad (6)$$

第1番目の部分  $E(Y_1|x=1)-E(Y_1|x=0)$  は、女性が男性と異なる  $\mathbf{V}$  の分布を持っていることによる差、つまり  $\mathbf{V}$  の分布の男女差によって「説明できる差」で、第2番目の部分  $E(Y_1|x=0)-E(Y_0|x=0)$  は、 $\mathbf{V}$  の分布の男女差で「説明できない差」を表す。これが DFL 法の分解である。

DFL 法は、男女で説明変数の分布を同じにした場合を考える、いわゆる標準化法の拡張である。なぜなら  $f(\mathbf{v}|x=0)\omega(\mathbf{v}) = f(\mathbf{v}|x=1)$  が成り立つので、女性標本にウェイト  $\omega(\mathbf{v}_i)$  を掛けることは、女性の  $\mathbf{V}$  の分布を男性の  $\mathbf{V}$  の分布に置き換えることになるからである。通常の標準化法と異なるのは  $p(x=1|\mathbf{v})$  について、ノンパラメトリックな推定は  $\mathbf{V}$  のすべての組み合わせの値に対し  $X=1$  と  $X=0$  の標本がないと計算できず、またできて推定値は安定的でないので、ロジスティック回帰などを用いた推定値（これを傾向スコアと呼ぶ）で代用する点である。

傾向スコアの推定については、ウェイトを掛けた後、データ上で  $X$  と  $\mathbf{V}$  の独立が実現できることが分析の要である。しかし、傾向スコアは条件付き確率  $P(X|\mathbf{V})$  について、ノンパラメトリックな推定と一致する場合を除き、あくまで近似値であり、 $X$  と  $\mathbf{V}$  との統計的独立は機械的な傾向スコアの推定では、実現されないことも多い。そこで以下の複数の診断を行い、 $X$  と  $\mathbf{V}$  の統計的独立が成り立つよう分析に細心の注意を払っている。

- (1) 式(5) ウェイトの平均は、理論的には漸近的に1に収束する。標本のウェイトの平均が1に近いことを確認する。
- (2) ウェイトの掛けられた標本において、各共変数と性別との統計的独立が成り立つことを確認する。
- (3) ウェイトが掛けられた後は、傾向スコアの推定式は何らの説明力も無いことを確認する。

- (4) 二重にロバストな推定による  $X$  の影響と  $E(Y_1 | x=1) - E(Y_1 | x=0)$  の推定値が一致する（標準誤差内の差である）事を確認する。

また、傾向スコアウェイトの平均が標本内で 1 となる方（この場合加重ウェイト平均は比推定となる）がより効率的である（標準誤差が小さい）ことが知られているので、式 (5) の推定値ではなく、さらにそれを以下の様にウェイトの標本平均が 1 となるように調整した値をウェイトとして用いる。

$$\hat{w}_i^* \equiv N_1 \hat{w}_i / \left( \sum_{i|x_i=1} \hat{w}_i \right) \quad (7)$$

ここで  $N_1$  は女性標本の総数である。

なお、二重にロバストな推定 (Bang and Robins 2005, 星野 2009) とは、傾向スコアをウェイトを掛けた後に、説明変数  $\mathbf{V}$  を説明変数に含む回帰式を用いて  $X$  の  $Y$  への影響を測る方法である。線形回帰式では  $\mathbf{V}$  と  $X$  が独立なら、 $\mathbf{V}$  を制御してもしなくても、 $X$  の  $Y$  に対する影響は変わらないはずである。「2重にロバスト」と言われる理由は、傾向スコアの推定式か、結果  $Y$  に関する線形回帰式か、どちらか一方が正しければ、他方の式が誤っていても、 $X$  の  $Y$  に対する一致性のある推定値を得られる事による。なお、この 2重にロバストな推定は結果への線形回帰式にのみ有効で、例えば  $Y$  が 2 値変数のときのロジスティック回帰式には有効でない (Yamaguchi 2012)。上記の (2) と (4) の診断については特に重要であり、本稿では結果を提示する。

## 2. 男女の説明変数の違いによって「説明できない格差」の分析について

「説明できない格差」は一律ではなく、ある特性を持つ雇用者間では大きく他の特性を持つ雇用者間では小さいことが考えられる。例えば、管理職者間での男女の人的資本(年齢、学歴、勤続年数)の差で説明できない男女の所得格差は、事務職者間で男女の人的資本の差で説明出来ない男女の所得格差より小さいことが後に示される。これは、人的資本の男女差を制御した後、職業と性別の間に所得への交互作用効果がある事を意味する。また、一般に同様な性別と他の変数との交互作用効果が主として、職階の男女差が所得差に与える影響から生じるのか、つまり職階格差の度合いの違いを通じて生じているのか、そうではなくそれとは独立に生じているのかにも、関心がある。

問題は、他の特性の影響の効果を除いた上での各特性と性別との交互作用効果が有意であるか否かを見たいのだが、「他の特性の効果を除く」ことについて下記に理由で、多変量線形回帰分析的に職階を制御することは方法的に問題がある。分析－1の節で解説するように、職階を制御変数に含む多変量線形回帰モデルには性別効果について、傾向スコアを用いた推定値に比べ大きな偏りがあり、信頼できないからである。つまり所得に対して、多くの変数の線形加法性の仮定を置いた分析には問題がある。

このため、傾向スコアによるウェイトを掛けたデータにさらに回帰式を当てはめる「2重にロバストな推定方法」(Bang and Robins, 2005)を採用することにする。ただし、傾向スコアのウェイトを掛けたデータの分析は、傾向スコアの推定に用いない変数の影響の分析には不適切である。これはウェイトを掛けると説明変数  $\mathbf{V}$  と性別の独立な状態を統計的に作り出すが、変数  $Z$  が  $\mathbf{V}$  に含まれない場合は、ウェイトは  $Z$  の各値に対し、 $\mathbf{V}$  と  $X$  を独立にするわけではないので、ウェイトを掛けることでデータに制御不可能なゆがみを生じさせてしまうからである。従って各カテゴリー変数  $Z$  と性別と交互作用効果の有無と、交互作用効果が有意であるかについて、 $Z$  が傾向スコアの推定に用いた変数  $\mathbf{V}$  の一部である場合に限り以下の2つの線形回帰式をあてはめる。

$$Y = \alpha_0 + \beta'_0 Z + \beta_1 X + \varepsilon \quad (8)$$

$$Y = \alpha_0 + \beta'_0 Z + \beta_1 X + \beta'_2 ZX + \varepsilon \quad (9)$$

$X$  と  $\mathbf{V}$  は (ウェイトを掛けたもとの) 統計的にはほぼ独立なので、 $\mathbf{V}$  を回帰式で制御しなくても、性別効果は影響を受けないので、 $\mathbf{V}$  は回帰式に含めない。なお、性別と各  $Z$  の交互作用効果の有意性の判定には、式 (8) と式 (9) の結果の有意性についての  $F$  テストの結果に基づくこととする。なお、式 (9) は  $Z$  がカテゴリー変数の時ノンパラメトリックな平均の差の推定と同じになる飽和モデルなので、変数の  $Y$  への影響について線形加法性の仮定が成り立たないことによる偏りは生じない。

なお、今回分析に含める変数は、年齢、学歴、勤続年数、職業、週平均労働時間、職階の6変数であるが、各変数  $Z$  について①人的資本 (年齢、学歴、勤続年数) と、 $Z$  が人的資本の変数でない場合はさらに  $Z$  を傾向スコアの推定に用いた場合の傾向スコアウェイトを掛けたデータ、②さらに職階を傾向スコアの推定に加えたモデルの場合の傾向スコアウェイトを用いることにより、人的資本の男女差で説明できない男女格差が変数の各カテゴリーでどのように異なるか、さらに職階の男女格差を考慮してもなお説明できない男女格差が変数の各カテゴリーでどのように変化するかを分析する。

### III. データと変数

#### 1. 分析に用いたデータ

以下で用いたデータは 2009 年の経済産業研究所が行った『仕事と生活の調和（ワーク・ライフ・バランス）に関する国際比較調査』のうち日本企業とその従業員調査のデータである。従業員調査はホワイトカラー職の正社員について調査している。以下この調査データを用い 1677 の企業に従業する 23-59 歳の男性のうち、個人所得が不詳でない男性 6145 人、女性 2666 人の標本を用いて分析する。年齢を 23 歳以上にしたのは、大卒年齢以上とすることで年齢効果に、未だ大学にいる者が多いことで起こる標本選択バイアスが大きく混入することを取り除くためであり、また年齢を 59 歳までとしたのは、同様に 60 歳以降の定年退職による標本選択バイアスが年齢効果に大きく混入することを取り除くためである。

## 2. 変数

傾向スコアの推定に用いたのは、後述するように段階的に用いているが、以下の説明変数である。(1) 年齢 (7 区分)、(2) 学歴 (「大卒」、「短大・高専卒」、「専修学校卒」、「高卒以下」) の 4 区分、(3) 現在の雇用先への勤続年数 (5 年刻みの 7 区分 + 「不詳」の 8 区分)、(4) 職業 (「専門・技術」、「管理」、「事務」、「その他」の 4 区分)、(5) 就業時間 (「週 40 時間未満」、「40 時間以上 45 時間未満」、「45 時間以上 50 時間未満」、「50 時間以上 60 時間未満」、「60 時間以上」、「不詳」の 6 区分)、(6) 職階 (「一般社員・その他」、「課長補佐・係長・主任」、「課長以上」の 3 区分) である。なお調査データ上は「課長以上」をさらに「課長」と「部長以上」に区分できるが、女性で「部長以上」は標本中 17 人のみで、17 標本では部長以上で傾向スコアのほぼ対応する男女が多くの場合存在せず、統計的に性別と説明変数の統計的独立を全く達成できないので断念した。各変数についての男女別標本割合は以下で記述する。

## 3. 記述統計結果

主要な分析の前に分析で説明変数に用いる各変数が、男女で如何に異なるかを図で記述する。所得の男女格差に影響を与えるのは、男女で分布が大きく異なり、かつ所得に影響する変数である。例えば企業規模は所得に影響を与えるが、男女で分布が大きく異ならないので説明度は低い (ただし「説明できない」格差の多様性の一因となる可能性はある)。逆に職場の種類は性別で分布が異なるが (例えば女性は「人事・総務・経理・広報」部門が多い)、職業や労働時間を考慮した後ではほとんど所得に影響せず、これも説明度は低い。なお各変数の所得への影響自体は本稿では中心的分析課題ではない。中心課題は、男女の所得格差への影響である。

図 2 は、学歴の構成を男女別にみたものである。標本は従業員 100 人以上の企業のホワイトカラー正規雇用者に限定しているので、全体としてこの標本の学歴は高いが、

大卒割合が男性 62.6%、女性で 35.5%と大きく異なっており、当然その差が所得の男女格差を生むと考えられる。

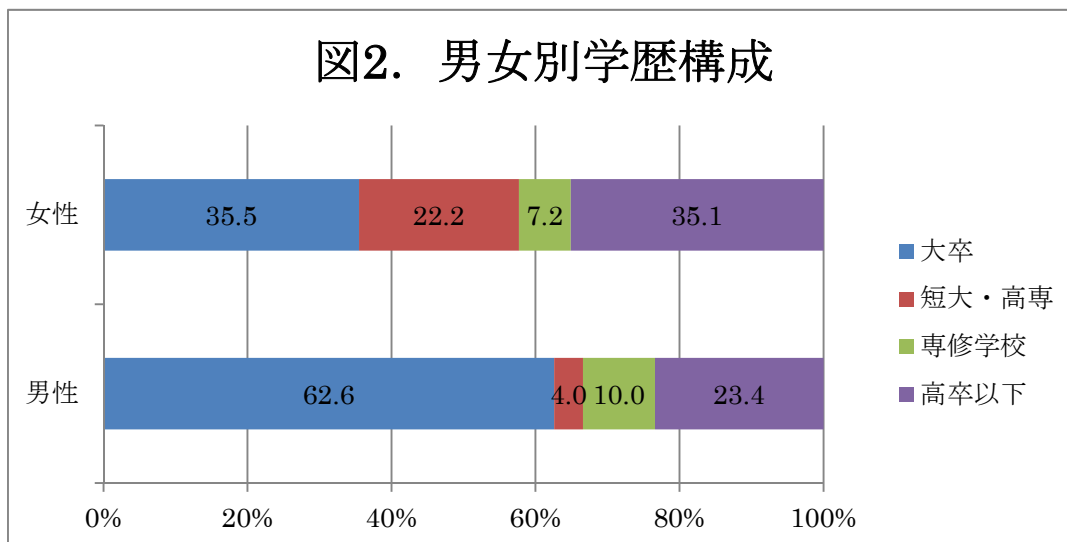


図 3 は、標本の年齢構成を男女別にみたものである。23-34 歳が男性では 26.6% に対し、女性では 49.0% と約半数である。これは依然として高いわが国の女性の結婚育児離職率と、正規雇用は新卒者優先のため女性の離職後の再雇用では正規雇用がほとんど増えないという二つの理由から、女性の正規雇用者は比較的若い年齢に偏る結果である。男女の平均年齢の差は図 3 で示したように丁度 5 歳である。

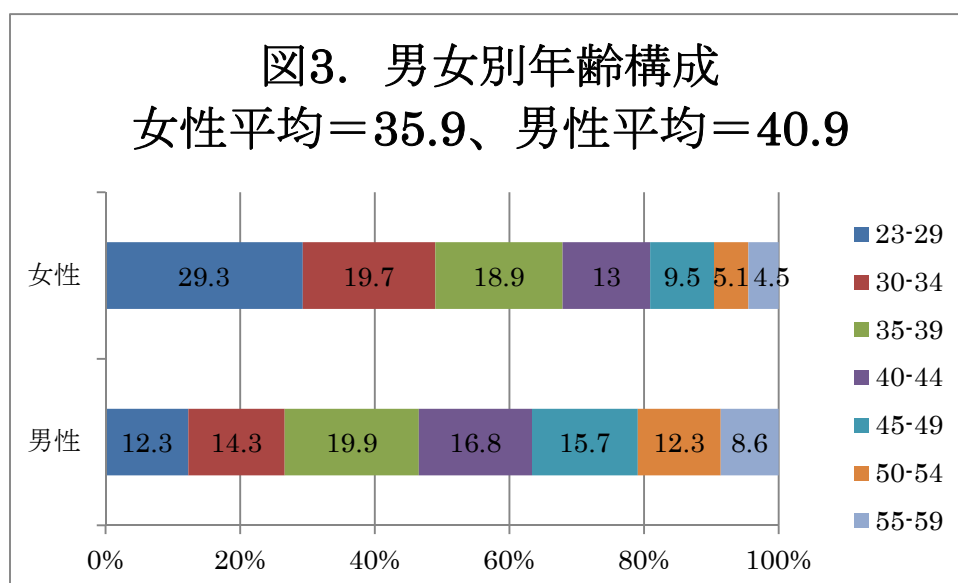


図4は男女別の勤続年数構成を示している。年齢同様、女性は勤続年数の少ない区分に偏る傾向があり、入社後10年以内が50.8%と半数を超える。男性の場合は10年以内は36.0%である。特筆すべきは男女の平均勤続年数の差が、平均年齢差より小さく3.5年差となっている点である。非正規雇用者を含むデータでは、女性に非正規雇用割合が大きく、彼女たちは年齢は高くても勤続年数は少ないので、男女雇用者の年齢差は小さくなり、逆に平均勤続年数差は大きくなる。この事実は、男女の所得格差を説明する際に、雇用者全体を分析する場合に比べ、正規雇用者では男女の年齢差の説明力が増し、勤続年数差の説明力が減少することを意味する。この事実はのちに確認する。

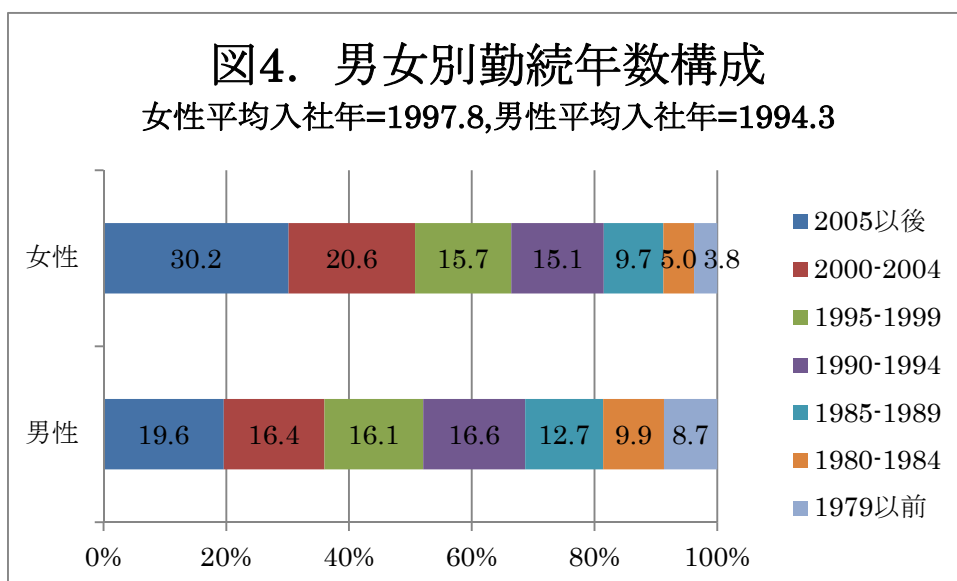


図5は男女別の職業構成を示したものである。顕著な違いは事務職割合で女性は78.3%を占めるのに、男性では26.6%である。職業は性別と最も強く関連する変数の一つである。この事務職の割合の男女の違いの影響については、後に明らかにする。



図5. 男女別の職業構成

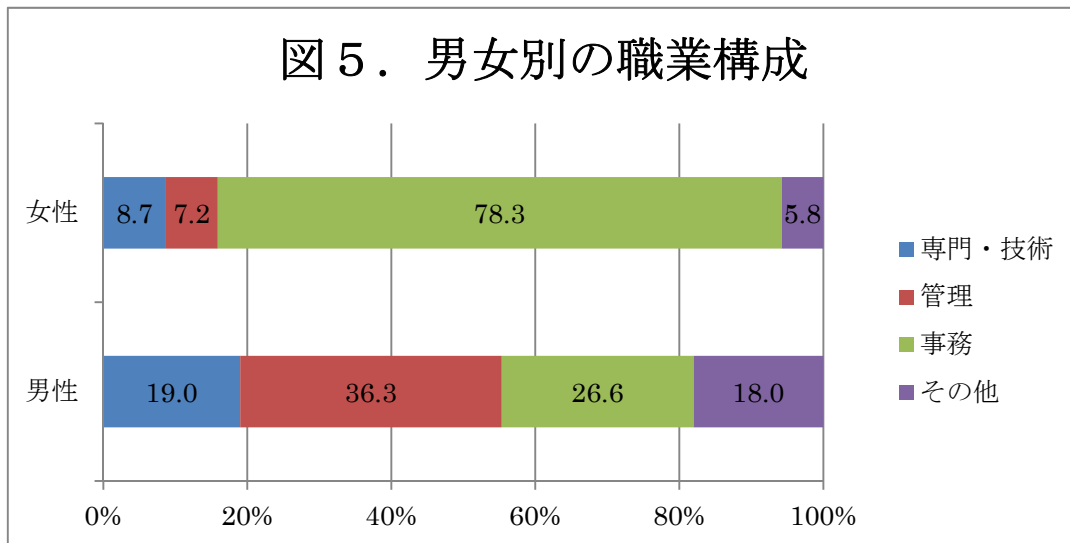


図6は男女別の週当たり平均労働時間の構成の分布を示したものである。平均労働時間の男女差は丁度4時間でさほど大きいとは思われないが、週50時間以上の者は男性で38.5%と大きいのに、女性では12.6%と男性の3分の1以下である。特に長時間労働と職階が関連するので、この長時間労働者割合の男女差は労働時間差以上に間接的に男女の所得差に結びつくのだが、その事実は後に明らかにする。

図6. 男女別週労働時間構成  
女性平均 = 42.2, 男性平均 = 46.2

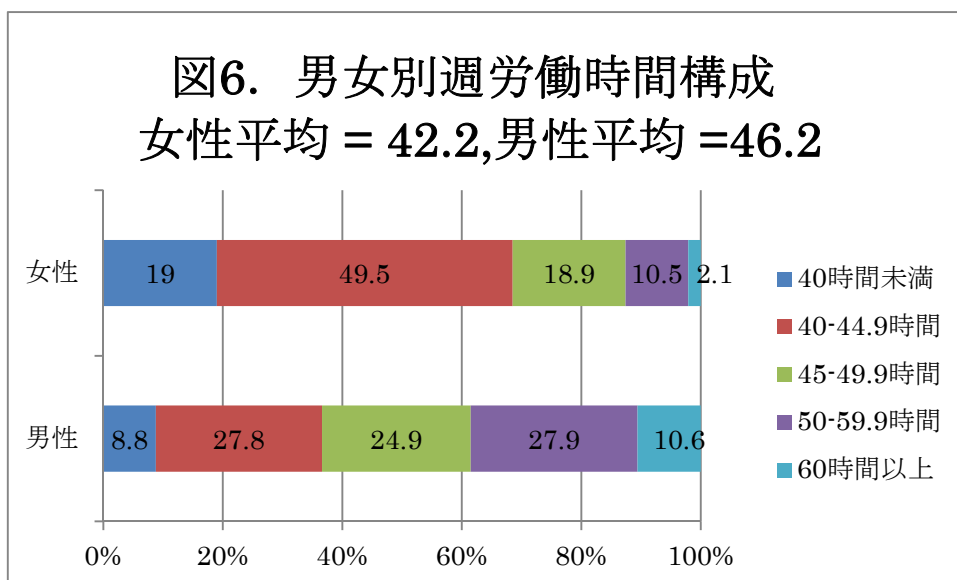
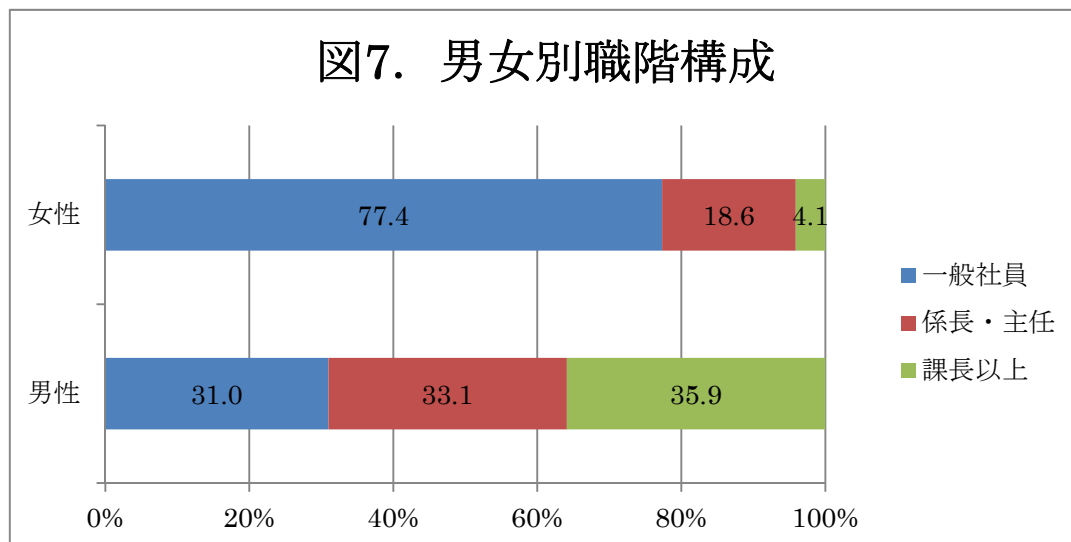


図7は男女別の職階の構成を示している。男女の職階格差は良く知られているが、後述するように、職業区分とともに職階区分が性別と最も強く関連している変数である

が、職階が所得に及ぼす影響は、わが国では職業の影響よりはるかに大きいので、その分、後述するように男女所得格差の最も大きな説明要因となる。



#### IV. 分析 1—男女所得格差の要因分解分析

##### 1. DFL 法による説明度の解釈について

DFL 法による要素分解は、説明変数を入れる順序によって各変数の説明度が変化する。これは説明変数間、例えば  $X_1$  と  $X_2$  の間、に相関があるとき、 $X_1$  を制御した後の  $X_2$  の追加説明度には、 $X_1$  を制御しない時の  $X_2$  の説明度と異なるからである。一般にその追加説明度は、情報の重なり具合により、他の変数の制御後は、小さくなる傾向があるが、例外もある。つまり、 $X_1$  制御後に  $X_2$  の説明度が増す場合もある。一般論はやや複雑になるので、以下の実際の分析で関連する例で説明する。

例えば、年齢と勤続年数は正の相関を持ち、年齢の高さも、勤続年数の多さも所得を増す。また、雇用者の年齢も勤続年数も平均は男性の方が女性より大きい。従って女性が男性と同じ年齢分布を持つ反事実的状況を考えると、女性の勤続年数も実際の場合より平均的に高くなる。したがって、男女の勤続年数の差が男女の所得差を説明する度合いは、男女の年齢分布が同じになった後（年齢の男女差の影響が考慮された後）では勤続年数の男女差が狭まるので、小さくなる。これは順序を入れ替えても同じで、男女の年齢の差が、男女の所得格差を説明する度合いは、女性の勤続年数が男性と同じになるという反事実的状況では、そうではない場合より小さくなる。

一方を制御すると他方の追加説明度が小さくなる関係は、就業時間と職階の間や事務職・その他の職の区別と職階の間にもみられる。前者の場合は、就業時間と職階の

高さは正に相関し、就業時間の長さも職階の高さも所得を増し、かつ男性の方が女性より就業時間の長さも職階の高さも平均値が大きいからである。後者の場合も、職が事務職以外であることと職階は正に相関し、事務職以外の職の割合の高さも職階の高さも所得を増し、かつ男性の方が女性より事務職以外の職の割合も高く、職階も平均的に高いからである。

一方学歴と雇用者の年齢の間には、異なる状況がある。学歴の高さも、雇用者年齢も所得に正に影響し、共に男性の方が女性より平均値が大きい。ここまでは上記の例と同じである。しかし、学歴の高さと雇用者の年齢は負に相関する。つまり年齢の若い世代ほど学歴が高い。したがって、女性が男性と同じ年齢分布を持つ反事実的状況では、女性の平均的学歴レベルは下がってしまう。したがって女性の年齢分布が男性と同じになると、女性の所得は平均年齢が上がる分増すが、年齢上昇に伴って平均学歴レベルが下がる分、所得が下がるという部分的相殺効果を生む。この結果一方を制御した後での他方の追加説明度は、相殺分を回復するので、大きくなる。また一般に、このような状況では、男女の学歴格差が、男女の所得格差に影響を与える度合いは、単に女性が男性と同じ学歴分布を持つ状況（この場合、学歴は高くなるが年齢が下がるのでその相殺効果が生まれる）より、女性の学歴が年齢区分（出生コーホート区分）別に男性と同じになるという反事実的状況を考える方が、年齢減少の相殺効果を含まないで、より適正に学歴効果を測ることができる。以下の分析ではこれらの点を考慮している。

## 2. 要因分析結果

表4はDFL法を使った男女の所得格差の分解の結果を、12のモデルの結果について示している。モデルで用いた傾向スコアの妥当性の診断については後述する。表3の数値の単位は1万円で、標本平均では女性の所得が341.1万円、男性の所得が530.8万円、従って男女の差が189.7万円である。また男女の平均所得の差を男性の平均所得で割りパーセントで表した男女格差指数では35.7%である。表4の分析の各モデルは、男女の所得格差の189.7万円を用いられた説明変数の男女の分布の差の結果として「説明できる」部分と、「説明できない部分」に分解し、それぞれ189.7万円の何パーセントに当たるかを提示している。また説明変数を段階的に増やしているため、新たに加えられた変数の追加説明度もパーセント表示で表している。

モデルM1、M2、M3は学歴と年齢の男女差について男女の所得格差に対する分析結果である。結果は、男女の学歴の違いは男女の所得格差の14.4%を説明する（モデルM2の結果）。一方男女雇用者の年齢差により説明できる男女格差は、学歴レベルの相殺効果を含むと13.6%（モデルM1の結果）だが、相殺効果を含まないと17.5%（モデルM3のモデルM2と比べた追加説明効果）と学歴効果より大きくなる。年齢、学歴

ともに男女の所得格差を一定程度説明し、2変数合わせて男女の所得格差が説明できる割合は31.9%となる。一方前述の厚生労働省報告の表1は年齢も学歴も男女賃金格差をそれぞれ約4%と約3%と説明力が極めて小さい。これは主として標本の差（表1の結果は非正規雇用者を含んでいるので男女の年齢差は小さくなる）に加え、表1では1説明変数ごとの効果を見ているので、年齢と学歴との間の上述の相殺効果を考慮していないことが、年齢効果、学歴効果共に、過小評価に結びついたと考えられる。

表 4. 男女の所得格差の要素分解

男女の所得格差 $\bar{Y}_M - \bar{Y}_W = 189.7$				
$\bar{Y}_W = 341.1, \bar{Y}_M = 530.8$ . 格差指数=0.357				
制御変数	所得格差	非説明度 累積 (%)	説明度 累積 (%)	説明度 (追加変数) 追加 (%)
M0: なし	189.7	100.0	0.0	---
M1: 年齢	163.9	86.4	13.6	対 M0 13.6
M2: 年齢別学歴	162.4	85.6	14.4	対 M0 14.4
M3: 年齢、学歴	128.0	68.1	31.9	対 M2 (年齢) 17.5
M4: 勤続年数	171.3	90.4	9.6	対 M0 9.6
M5: 年齢、学歴、勤続年数	123.5	65.1	34.9	対 M3 (勤続年数) 3.0
M6: M5 + (職業)	85.3	45.0	55.0	対 M5 (職業) 20.1
M7: M5 + (労働時間)	106.1	55.9	44.1	対 M5 (労働時間) 9.2
M8: M5 + (職階)	56.0	29.5	70.5	対 M5 (職階) 35.6
M9: M5 + (職業、労働時間)	74.2	39.2	60.8	対 M5 (2 変数) 25.9 対 M6 (労働時間) 8.0 対 M7 (職業) 16.7
M10: M5 + (職業、職階)	45.8	24.1	75.9	対 M5 (2 変数) 41.0 対 M6 (職階) 23.1 対 M8 (職業) 5.4
M11: M5 + (労働時間、職階)	50.6	26.7	73.3	対 M5 (2 変数) 38.4 対 M7 (職階) 29.2 対 M8 (労働時間) 2.8
M12: M5 + (職業、労働時間、職階)	41.7	22.0	78.0	対 M5 (3 変数) 43.1 対 M9 (職階) 17.2 対 M10 (労働時間) 2.1 対 M11 (職業) 4.7

表4のモデルM4とM5は男女の勤続年数の差の影響に関係している。本稿では男女の勤続年数差は3.5年で、男女の年齢差(5.0年)より小さい。これは標本をホワイトカラー正社員に限ったことの結果であることは既に述べた。ちなみに本標本では年齢と勤続年数は0.727と強く相関している。モデル4は、男女の勤続年数差の単独の男女の所得格差の説明度(M4)は9.6%とM1の年齢の単独説明度の13.6%より小さい。これは、男女の勤続年数差は男女の年齢差より小さいという事実と整合している。また年齢と学歴を制御した後では、勤続年数の男女差の追加説明度(モデルM5をM3と比較した結果)は3.0%と小さくなる。勤続年数差の影響の3分の2以上は男女の年齢差の影響として説明できることを意味する。M5の結果は学歴・年齢・勤続年数をあわせた説明度は34.9%と3分の1を超えることを示している。なお、厚生労働省の報告書結果の表1では、勤続年数の男女差が男女の賃金格差の17%を説明し、男女の職階格差に続く説明力を持っていることを示している。これは非正規雇用者を含む分析では、育児離職後再雇用された女性を数多く含むので、一方で雇用者間の男女の年齢差が縮まる分、男女の年齢差の説明力は少なくなるが、他方で男女の勤続年数差が大きくなり、男女の賃金格差に対するその説明力が増すことから生じると考えられる。

表4のモデルM6からモデルM12は、3つの追加説明変数である職業、労働時間、職階について、1変数のみ女性の分布が男性と同じになった場合(モデルM6からM8)、2変数について女性の分布が男性と同じになった場合(モデルM9からM11)、3変数とも女性の分布が男性と同じになった場合(モデルM12)の結果を示している。また表4の最後の列で追加された変数の追加説明度について提示している。

表4の結果は、人的資本変数(年齢、学歴、勤続年数)が考慮された後の追加説明度について、職業の説明力も労働時間の説明力も職階を制御する前はそれぞれ20.1%(M6対M5)、9.2%(M7対M5)とかなりあるが、職階を制御した後では職業の追加説明度は5.4%(M10対M8)、労働時間の追加説明度は2.8%と、共に3分の1以下になることを示している。これは職業の男女差の影響も労働時間の男女差の影響も、大部分は職業や労働時間が職階と強く関連し、職階の男女差の影響と重なる部分が多いことを示す。もし、職業や労働時間が職階に因果的に影響を与えるのなら、職業や労働時間の男女差の影響は職階の男女差の影響を通じた間接的影響が大部分ということの意味する。これらの事実は仮説3と仮説4が事実と整合することを示す。ただし、労働時間について因果関係が逆であるなら、労働時間と職階の重なり部分の影響は、労働時間の「みせかけの影響」ということになる。職業については、管理職と職階の関連の部分について、因果関係は職階が上がるから管理職になるという解釈が妥当であろうが、職業一般でなく事務職とその他の区別の影響については次表で説明する。一方職階自体の影響は、職業や労働時間が制御される前には35.6%(M8対M5)と最大であ

り、2変数が考慮された後は17.2%（M12 対 M9）と半減するが、独自の効果では最大である。年齢効果も17.5%であるが、年齢は職階と強く関連し、職階を制御すると独自の効果は極めて小さくなる。関連事実は後述する。男女の職階の差の影響が最大という事実は仮説2を支持する。また、職階と労働時間、および職階と職業を併せた追加効果は、人的資本の効果より大きいことは仮説1を支持する。表4の結果は6変数全体で男女の所得格差の78%が説明できることを示す。これは非常に高い説明度であるが、表4の結果の信頼度については次節で議論する。

表5は、「専門技術」「管理」「事務」「その他」の職業の4区分でなく、その代わりに「事務職」「その他」の2区分を用いた場合の追加説明度を職業の追加説明度と比較したものである。表の結果は、職業の説明度の大部分は事務職であるか否かの説明度であり、その傾向は職階を制御すれば特に顕著になることが分かる。つまり、職階を制御した後、男女の職業分布の違いが男女の所得格差にあたえる効果は、ほとんど男女の事務職割合の差の影響だということになる。

表5. 職業（専門・技術、管理、事務、その他）と事務職・その他の2区分の追加説明度の比較

制御変数	職業の追加説明度 (%)	事務職・その他の追加説明度
①年齢、学歴、勤務時間	20.1	17.1
①+(労働時間)	16.7	14.1
①+(職階)	5.4	5.2
①+(労働時間, 職階)	4.7	4.2

### 3. 傾向スコアの妥当性の診断分析

表4で結果を示した各モデルでの傾向スコアの推定には性別と説明変数の多くの有意な交互作用効果を加えている。各変数の主効果も交互作用効果も各変数をカテゴリー変数として扱い線形効果の仮定はしていない。モデルM3およびその拡張は学歴と年齢の交互作用効果を加えている。年齢が高いほど高学歴の女性割合が減るためである。また、職業を入れたモデル（M6、M9、M10、M12）には、職業と学歴の交互作用効果を加えている。これは例えば、女性は男性に比べ事務職者となる傾向が大きいが、この傾向は大卒者や専修学校卒に比べ、短大・高専卒や高卒で特に顕著に見られるからである。また職業と労働時間を入れたモデル（M9、M12）では他の組み合わせに有意でないが、事務職者が40時間未満勤務をする傾向は女性にのみ強く見られるので、事務職と40時間未満勤務の交互作用効果を加えている。また職業と職階を共に入れたモデル

(M10、 M12) では職業と職階の交互作用効果を加えている。これは表 2 でも見たように、男性に比べ女性が課長以上になる割合は、事務職でとりわけ低くなるなどの傾向があるからである。さらに労働時間を説明変数に含むモデル (M7、M9、M11、M12) には学歴と平均週 50 時間以上労働しているかどうかの 2 区分の交互作用効果を加えている。週 50 時間以上就業している人は男性と比べ女性は少ないが、女性の短大卒や高卒は特に少ないからである。また職階を説明変数に含むモデル (M8、M10、 M11、M12) には、上記の職業との交互作用効果に加え、学歴との交互作用効果と労働時間との交互作用効果を加えている。前者については、女性が係長や課長以上の管理職に就く割合は男性と比べ遥かに低いが、その傾向は大卒より、大卒未満の学歴で特に顕著であることによる。後者については、40 時間未満就業の傾向は女性に多いが、女性の中では一般社員に比べ係長以上では少ない傾向があることや、50 時間以上就業する傾向は、課長以上の者に高いが、同性の一般社員と比べた比較では、この傾向は女性の方が男性と比べより顕著であるなどの特徴があることによる。以上の効果はすべて統計的に有意な交互作用効果である。職階を含むモデルでは、さらに職階と年齢の交互作用効果も加えている(ただし 23-29 歳の女性で課長以上の者は 0 人なので、「課長以上」との交互作用効果には 23-29 歳と 30-34 歳の区分を合併している)。この交互作用効果は職階と他の変数(学歴、職業)との交互作用効果を入れると統計的には有意で無くなるのだが、取り除くと性別と説明変数の独立性が達成できなくなることが判明したので加えた。以上のように交互作用効果の特徴は興味深いものであるが、説明変数と性別とのこれらの関係は、男女の所得格差に及ぼす影響についてのみ適宜さらに言及する。

表 6 は、表 4 のモデルのうち 3 説明変数以上を含むモデル M5 から M12 の各モデルについて、列 1 で傾向スコアウェイトを用いた「説明できない」男女の所得格差を、列 2 で 2 重にロバストな推定値を示している。モデルの M1 から M4 までは、傾向スコアの推定はノンパラメトリックな推定なので、ウェイト後の性別と説明変数の独立は完全で、2 つの推定値は完全に一致する。傾向スコアウェイトを掛けた後で、性別のダミー変数のみを説明変数とする回帰モデルの結果は列 1 の結果と完全に同じである。列 2 の結果はそれに傾向スコアの推定に用いた説明変数を回帰式に加えて推定した結果である。もし、傾向スコアウェイトが性別と説明変数の統計的独立を達成しているのなら、説明変数を加えても結果は有意に変わらないはずである(違いは標準誤差の範囲であるはずである)。表 6 の結果は、すべてのモデルについて 2 つの結果の高い一致度を示し、ウェイト後に説明変数と性別が統計的独立を達成するという要求と矛盾しないことを示している。

表 6 は更にウェイトを掛けない場合の回帰式での説明変数の制御のみによる、説明できない性別効果の推定値を提示している。結果は、M8 から M12 のモデルでは、



ウェイトを掛けない回帰式の推定値は明らかに他と異なっている。ただしこの事実だけでは回帰式の推定値にバイアスがあるとはいえない。列 1、2 の推定値は「女性が男性と同じ説明変数を持つ」という反事実的状況での男女の所得格差の推定値である。一般に男女の所得格差が説明変数のカテゴリーによって異なる場合、変数の分布の仮定によって平均格差は異なる。ウェイトを掛けない場合は説明変数について「男性の説明変数の分布」でなく「男女合わせた説明変数の分布」での平均格差の推定値になっている。このため表 6 では結果の 4 列目に「参考」として、今回用いた「女性を男性の分布に合わせるウェイト」でなく、「男性の分布も女性の分布も、男女合わせた分布に合わせたウェイト」を用いた推定値についても提示している。AT (average treatment) ウェイトと通常いわれるウェイトである。この推定に用いる傾向スコアの推定値は、各モデルに対し列 1、列 2 で用いたものと全く同じである。ただ傾向スコアからウェイトを作る際に、女性の分布を男性に合わせる際は式 (5) の

$$\omega(\mathbf{v}) \equiv \frac{f(\mathbf{v} | x=0)}{f(\mathbf{v} | x=1)} = \frac{p(x=1)p(x=0 | \mathbf{v})}{p(x=0)p(x=1 | \mathbf{v})}$$

を女性に掛け、男性はウェイト 1 とするのに対し、男性、女性をそれぞれ男女合わせた分布に合わせる AT ウェイトの場合は、

$$\omega_1(\mathbf{v}) \equiv \frac{f(\mathbf{v})}{f(\mathbf{v} | x=1)} = \frac{p(x=1)}{p(x=1 | \mathbf{v})} \quad \text{と} \quad \omega_0(\mathbf{v}) \equiv \frac{f(\mathbf{v})}{f(\mathbf{v} | x=0)} = \frac{p(x=0)}{p(x=0 | \mathbf{v})}$$

をそれぞれ、女性 (X=1) と男性 (X=0) に掛けることになる。当然同じ傾向スコアを用いているので、本稿で用いたウェイトで性別と説明変数の独立を実現するなら、AT ウェイトでも実現する。実際に数値は省くが AT ウェイトでも、2 重にロバストな推定値との一致度はいずれのモデルも非常に高い。

表 6. 傾向スコアの推定の診断－ 1 : 2 重にロバストな推定との比較

	「説明できない男女の所得格差」の推定値 (括弧内は標準誤差) 標本中の所得格差=189.7			
制御変数	傾向スコア ウェイトによる 推定	2重にロバ ストな推定(ウェ イト+回帰)	回帰式によ る推定(ウェ イトなし)	(参考) AT ウェイト による推定
M5 : 年齢、学歴、勤 続年数	123.5 (4.7)	123.1 (4.1)	120.4(4.3)	121.7 (4.6)
M6 : M5+(職業)	85.3 (5.1)	82.6 (4.4)	93.5 (4.6)	90.1 (4.8)
M7 : M5 +(労働時 間)	106.1 (4.9)	108.8 (4.2)	114.3 (4.5)	107.4 (4.7)
M8 : M5 +(職階)	56.0 (5.2)	56.1 (4.2)	83.8 (4.4)	67.3 (4.9)
M9: M5+(職業、労 働時間)	74.2 (5.2)	75.4 (4.4)	91.3 (4.7)	82.3 (4.9)
M10 : M5+(職業、 職階)	45.8 (5.3)	44.9 (4.4)	73.2 (4.7)	61.2 (5.0)
M11 : M5+(労働時 間、職階)	50.6 (5.2)	51.2 (4.3)	82.7 (4.5)	62.8 (4.9)
M12 : M5+(職業、 労働時間、職階)	41.7 (5.4)	43.6 (4.4)	72.9 (4.7)	56.9 (5.0)

従ってもし回帰式における線形加法性の仮定が正しいなら、表 6 の列 3 と列 4 の結果は標準誤差の範囲で一致しなければならない。しかし M8 から M12 のモデルでは明らかに回帰モデルはバイアスを持っていると結論できる。

一方列 1 と列 4 の推定値の差、異なるウェイトを用いる推定値の差については、職業あるいは職階を制御するモデルで「説明できない男女格差」が後者で大きくなることを示している。これは職業の場合、職業を男性の分布に合わせる場合と、男女合わせた分布に合わせる場合では、後者の方が事務職者の割合が多くなり、後述するように事務職者間では男女格差が大きいので、列 4 の格差の推定値が大きくなるのである。では職

階の場合かどうか？ 男性の分布より、男女合わせた分布では課長以上割合は減り、一般社員の割合は増える。したがってこのことは、職階別に「説明できない格差」を見れば、課長以上での説明できない男女の所得格差より、一般社員での説明できない男女格差のほうが大きい場合に生じると考えられる。実際このことが成り立つことを、後に明らかにする。

表7はモデルM6からM12について、各モデルで傾向スコアの推定に用いた変数と性別の統計的独立の検定結果である。表7はウェイトを掛ける前の関連の強さもカイ2乗値で示しており、職業と職階が最も強く性別と関連し、次いで学歴と労働時間が関連が強く、勤続年数は最も関連が弱いことを示している。また表7の結果は、勤続年数を除き、各モデルとも性別と独立変数の統計的独立を達成していることを示している。しかし、勤続年数については、モデルM8、M9、M11、M12でウェイト後も多少有意な関連を残している。ちなみにこれは勤続年数と他の変数との交互作用のためではない。勤続年数と各変数との交互作用効果は有意でなく、またそれを傾向スコアの推定に含めても結果は変わらない。独立性が達成できない理由は、勤続年数と他の変数との組み合わせで、男女で傾向スコアの対応しない範囲が特定の勤続年数カテゴリーの範囲で存在するという傾向スコアの「共通のサポート範囲」上の問題のように思われる。しかし、この幾分の偏りは、勤続年数の説明度が弱いこともあって、幸い表6の説明できない男女の所得格差の推定値の偏りには結びついていないと考えられる。

表 7. 傾向スコアウェイト後の性別と各説明変数の独立性の診断

性別との独立性のカイ 2 乗検定結果						
	年齢	学歴	勤続 年数	職業	労働 時間	職階
自由度	6	3	7	3	5	2
モデル	カイ 2 乗値 (括弧内は P 値)					
標本	545.96 (.000)	956.63 (.000)	247.89 (.000)	2,158.60 (.000)	887.55 (.000)	1,937.78 (.000)
M5:年齢、学歴、勤続年数	0.21 (1.000)	0.03 (.999)	2.62 (.918)	----	----	----
M6: M5 + (職業)	3.70 (.717)	0.56 (.905)	4.18 (.759)	2.26 (.520)	----	----
M7: M5 + (労働時間)	5.10 (.531)	0.01 (1.000)	4.66 (.701)	----	1.18 (.946)	
M8: M5 + (職階)	2.90 (.821)	0.34 (.962)	14.43 (.044)	----	----	0.13 (.935)
M9:M5 +(職業、労働時間)	6.10 (.413)	0.35 (.950)	19.8 (.006)	4.40 (.221)	9.00 (.109)	----
M10:M5 + (職業、職階)	4.15 (.657)	2.20 (.532)	9.27 (.234)	1.31 (.728)	----	0.22 (.897)
M11:M5 +(労働時間、職階)	2.47 (.871)	0.08 (.994)	11.11 (.134)		1.13 (.960)	0.07 (.965)
M12: M5 +(職業、労働時間、 職階)	5.88 (.437)	1.74 (.629)	20.8 (.004)	1.93 (.588)	3.27 (.659)	0.54 (.764)

#### V 分析－2：説明できない格差についての分析

本節では、「説明できない男女の所得格差」について、5変数（年齢、学歴、職業、労働時間、職階）の各カテゴリーでそれがどう変化し、その発見の意味を議論する。また各変数につき、人的資本(学歴、年齢、勤続年数)とその変数について、女性の分布を男性の分布に合わせたモデル結果と、さらに職階も女性の分布を男性の分布に合わせた結果について分析する。勤続年数については、前節で示したように幾つかのモデルで性別との独立性に問題があり、分析は控える。また職階カテゴリー間の格差の違いについては、職階を含むモデル (M8) の適用のみと成る。

## 1. 年齢別男女の所得格差

図8は年齢別男女の所得格差について、ウェイトを掛ける前の年齢変化と、人的資本（年齢、学歴、勤続年数）について女性が男性と同じになった場合の格差の年齢変化と、更に職階も同じになった場合の格差の年齢変化を図示している。人的資本が男女で同じといっても、図は年齢別に見ており、また勤続年数は年齢と相関が非常に高いので、「女性の人的資本が男性と同じ」という意味は、ここでは女性の年齢別の学歴が男性と同じであったならばという意味とほぼ同等である。実際傾向スコアは、年齢と学歴の交互作用効果を組み入れ年齢別に女性の学歴を男性に合わせているし、年齢と職階の交互作用効果も、職階を説明変数に含むモデルでは、組み入れている。

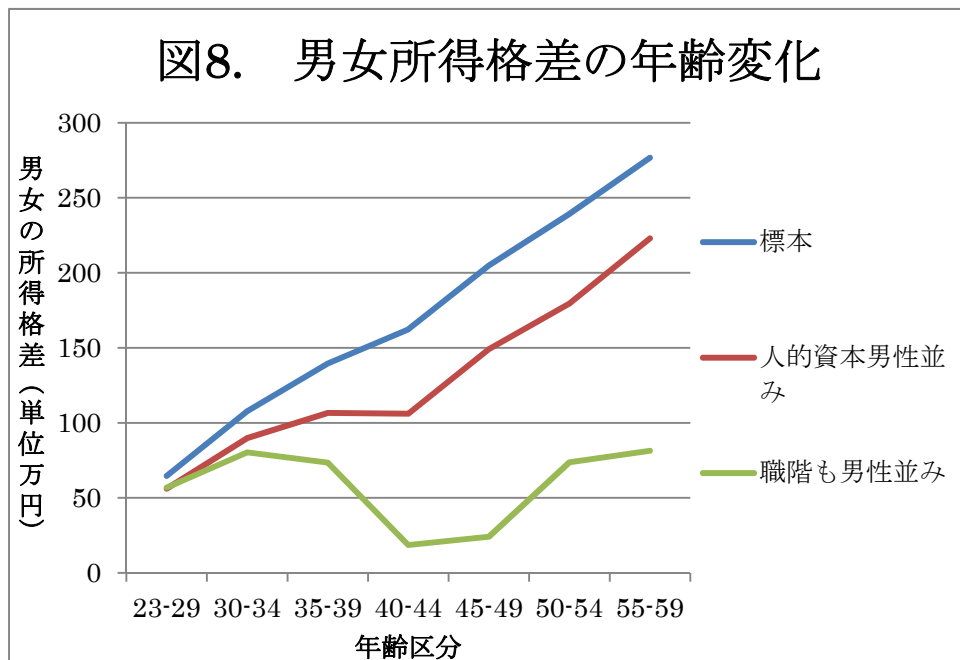
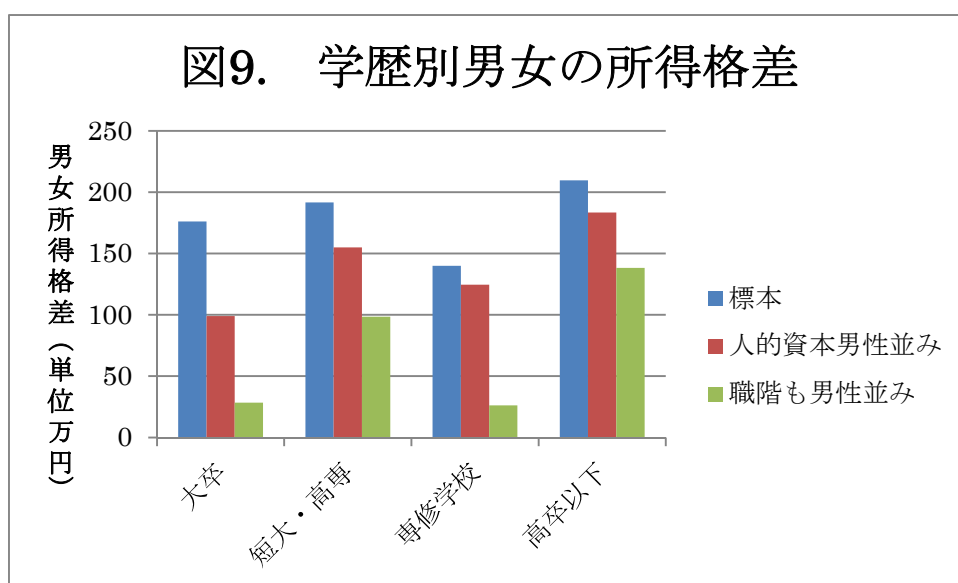


図8はまず観察値（標本）では男女所得格差は、ほぼ年齢に正比例するように単調増加する事を示す。やや意外なのは、男女の学歴格差は年齢が高いほど大きいので、それが改善されれば所得格差の改善も大きくなることが期待されるのに、図8では40歳代以降は年齢が上がっても、格差の減る度合いは横ばいで大きくなりならず、格差そのものは年齢と共に増すので、改善度はむしろ低くなるという点である。これは高年齢ほど、男女で学歴が同じでも所得の差がより大きくなるので、学歴の改善が、所得格差の改善に結びつかないことから生じている。そのことを傍証するのが、職階も女性が男性と同じになった場合の格差の推定値である。この改善度は年齢と共に大きくなる。つまり係長や課長への昇進機会の不平等の結果生じる男女格差が年齢と共に大きくなる男女の所得格差の主な原因であることを示す。実際「職階も男性並み」の状態では、性別と年齢

の交互作用効果はほとんど有意でない。つまり格差は残るが、ほぼ年齢で変わらないという状態になる。結論として、40歳未満では男女の学歴差が年齢と共に男女の所得格差を生み出す一因となっているが、40歳代以降では年齢と共に単調増加する男女の所得格差の原因は、男女の職階の違いの所得への影響が年齢と共に増加することの結果である。

## 2. 学歴別男女の所得格差

図9は学歴別男女の所得格差について、ウェイトを掛ける前の格差と、人的資本(年齢、学歴、勤続年数)について女性が男性と同じになった場合の格差と、更に職階も同じになった場合の格差を提示している。「人的資本が男女で同じ」といっても、図9は学歴別に見ているので、女性の人的資本が男性と同じという意味は、ここでは女性の年齢や勤続年数が男性と同じであったならばという意味である。傾向スコアの推定では、学歴と年齢の交互作用効果や、職階を含むモデルでは学歴と職階の交互作用も含んでいるので、ウェイト後は各学歴カテゴリーごとに女性の年齢や職階の分布が男性と同じになる。



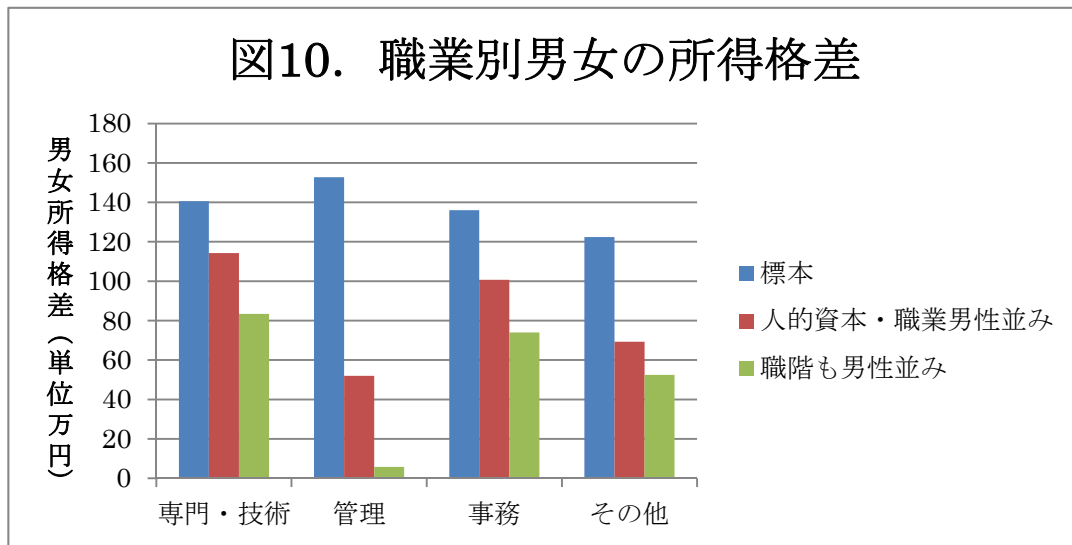
まずウェイトを掛けない結果を見ると、男女格差は専修学校卒が最も小さく、それ以外は高学歴ほど格差が小さくなる傾向がグラフから読み取れるが、大卒と短大・高専の差、短大・高専と高卒の差は有意でない。しかし大卒と高卒の差、大卒と専修学校の差は有意である。年齢や勤続年数が男性と同じになると、男女の所得格差の学歴間差は大きくなり、男女格差は大卒で最も小さくなり、高卒で最も大きくなる。格差の改善度は大卒が最も大きく、つづいて短大・高専となる。これは現在では見られなくなったが、以前は高学歴女性ほど結婚・育児離職率が高く、従って男女正規雇用者の年齢差や勤続

年数差が大きいためである。年齢・勤続年数の男女同等化が大卒で最も格差を減らすという事実は、今後女性の結婚育児離職率が減れば、大卒において男女の所得格差が最も改善できることを示唆する。更に職階も男性と同じになる状態では、大卒と専修学校卒の男女の所得格差は大幅に減少する。これは、この2つのカテゴリーでは係長や課長への昇進機会の平等化が男女の所得格差の鍵であることを示す。一方短大高専卒や高卒では、年齢と勤続年数だけでなく、女性の職階が男性と同じになっても、比較的大きな男女の所得格差が残る。これは、例えば同じ一般社員や係長と職階が同じでも、短大・高専や高卒者の就いている仕事では、男女の所得に格差があることを意味する。この同職階内男女所得格差は、高卒の場合特に大きい。

### 3. 職業別男女の所得格差

図10は職業別男女の所得格差について、標本における差と、人的資本が男女で同じになった場合、更に職階も同じになった場合の各職業内格差の変化について分析している。図はその2つの条件で男女が同等になった時に残る格差は、職業によって著しく異なることを示している。著しい違いは、「管理職」と、「専門・技術」や「事務職」との間にある。管理職においては人的資本の同等化も職階の同等化も、大きく男女の所得格差を小さくする事が期待できることが示されている。管理職になるかならないかの差への影響は別として、いったん管理職になれば人的資本が比較的平等に男女の所得に影響し、現在の管理職男女の所得格差は、学歴や年齢や勤続年数の違いによることがわかる。最近になって女性の活躍を推進する企業が増え始めた結果、女性管理職も幾分増えたが、年齢的には未だ女性管理職が相対的に男性管理職より若いことが一つの理由である。実際管理職者の男女の平均年齢差は5.0歳、管理職以外の職では2.9歳である。全体でも男女の平均年齢差が5.0歳なのは、男性は年齢の比較的高い管理職者が多く、女性は年齢の比較的若い管理職以外の職が多いという構成割合の影響による。しかし、それだけでなく、管理職以外の職に比べ、管理職者の中では学歴や年齢の同じ男女の所得格差自体が少ないことの影響もある。

図10. 職業別男女の所得格差



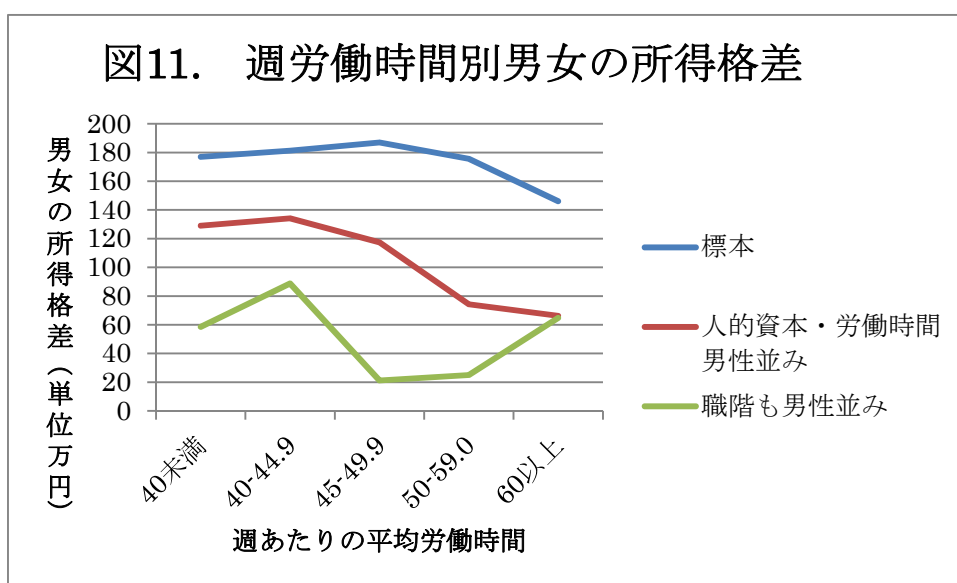
一方女性の大多数である事務職者について、管理職者に比べ、人的資本の男女の平等化も職階の平等化も男女の所得格差をそれほど減少させない。人的資本の男女差の影響については、「その他」の職業よりも少なく、継続就業が格差解消に結びつく度合いが少ないことを示唆している。これは男性の事務職に比べ女性の事務職では、年齢や勤続年数の長さに対する所得の見返りが低いことを意味する。間接的にはあるが、女性事務職の大半はいわゆる「一般職」であり、彼女たちの年功賃金プレミアムの低さが主な原因であるという解釈と整合的である。これは仮説4を支持する。また事務職は管理職や専門技術職と比べ職階が男女で同等になっても、格差があまり縮まらないことを示している。これは表3で見た結果が、人的資本を制御しても成り立つことを意味し、仮説5を支持する。

一方事務職だけでなく、専門技術職でも人的資本や職階が同じでも、男女格差が減少する程度は管理職よりは少ない。専門技術職についてのこの傾向は米国ではよく知られている。これは専門技術職と言っても、多様であり男性の就く専門技術職は女性の就く専門技術職に比べ所得が一般に高い職であることから生じる。今回の標本は従業者100人以上の企業の雇用者であり、女性の専門職が多い教育産業雇用者は少なく、女性でも男性同様専門技術職者の多くは製造業雇用者である。調査では細かい職業分類を調べていないので、男女の専門技術職の職業分離（細かい区分で見た）の程度は分からず男女の職の分離が原因かどうか今後の研究課題である。しかし、分析結果は今後女性の専門技術職が増えても、なかなか男女の所得格差の解消には結びつかないであろう事を示唆する。

#### 4. 週労働時間別男女の所得格差



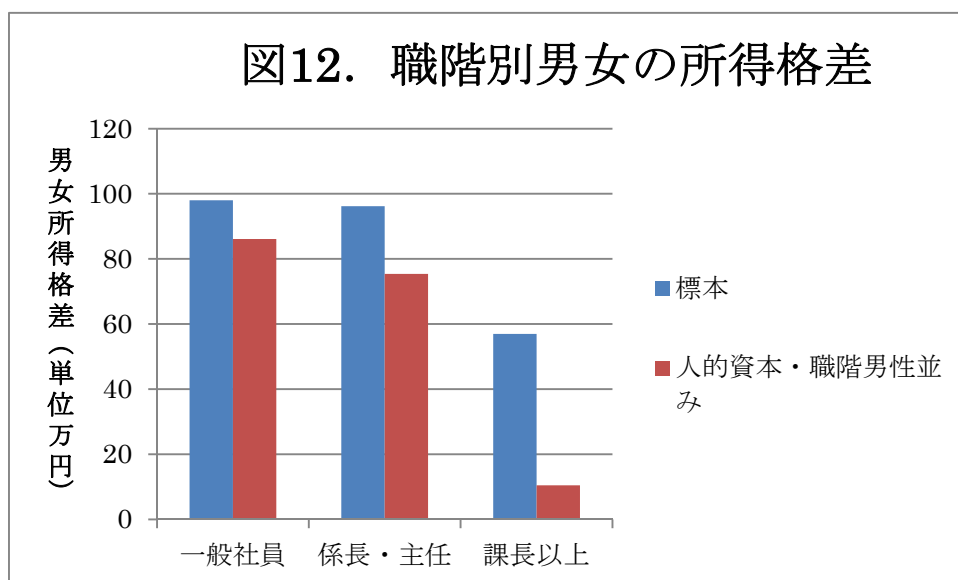
図 11 は週労働時間区分別に同様の分析を行っている。まず標本においては週 60 時間以上働く雇用者の間では、やや格差が少なく、後は一律との印象を与えるが実際は標本では、性別と労働時間の交互作用効果は全く有意でない。男女格差は一律なのである。しかし、女性の人的資本が男性と同等となる状態では、労働時間により格差の程度に有意な差が生じる。労働時間 50 時間以上のグループでは、男女の所得格差が有意に少なくなるのである。しかしこの傾向は労働時間自体の影響と言うよりは、女性の長時間労働者の間では、事務職者が減り管理職者が増えることによると考えられる。この結果図 11 は週 60 時間以上働く女性では、更に職階が同等になっても、格差はそれ以上改善されないことを示している。



## 5. 職階別の男女の所得格差

図 1 2 は職階別男女の所得格差について、標本における差と女性が人的資本、職階共に男性と同等になった場合の格差について示している。職階別に差を見ているので、実際は人的資本について女性が男性と同等になった場合の変化である。見て明らかなように、格差は元々課長以上で他の職階より小さいだけでなく、人的資本（年齢、学歴、勤続年数）が男女で同等化すれば、課長以上の者の中での男女の所得格差は極めて小さくなる。これは説明変数の分布を男性に合わせているので、課長以上でも男女格差の残る事務職の割合が 27%程度で、全体への貢献度が低いことも関係している。一方一般社員や係長・主任ではそうではない。つまり課長以上なら人的資本の男女の差が無くなれば、男女の所得格差は小さくなる事が期待できるが、係長・主任以下では人的資本が男女で同等になっても差は残る事を意味する。わが国では、管理職が長時間労働と結びつく慣行があるために、家庭との役割両立を考える女性は管理職を避ける傾向も見られるが、課長以上の管理職になれば、時間の管理に自由裁量度が増すといったメリットだ

けでなく、学歴や勤続年数が同じなら、男性とほぼ同等にあつかわれるというメリットも大きいのである。一方、一般社員だけでなく、係長・主任クラスでも、人的資本の同等化が大きな男女格差の減少を伴わないのは、やはり職の配置や、それに伴う年功賃金プレミアムの差を通じて、同じ勤続年数や職階でも所得格差が残ることが原因であろう。



## VI. 結論と議論

本稿で提示した仮説はすべて分析結果と整合することが判明したが、この内容は繰り返さない。筆者の最近の、所得不詳者を今回除いている以外は基本的に同じ標本を用い。かつ DFL 法を用いた管理職割合の男女格差の要因分析(山口 2014)で、課長以上割合の男女格差については人的資本(学歴、年齢、勤続年数)の男女差で説明できる割合はわずかに 21.0%、しかし労働時間の男女差を入れると追加説明度が 18.0%で、合わせて 39.0%が説明できる事を示した。係長以上割合の場合は人的資本の説明度は 30.3%、労働時間の追加説明度は 13.4%で、あわせて 43.7%であった。一方今回の男女の所得格差の要因分析では、人的資本の男女差の説明度は 34.9%、労働時間の男女差の追加説明度は 9.2%で、あわせて 44.1%となった。所得格差の決定要因は、課長以上割合より、係長以上割合のパターンに近いが、係長以上割合以上に人的資本の男女差の説明度が増え、労働時間の男女差の説明度が減る。理屈の上では、労働時間は管理職昇進率より、所得により大きく影響しそうに見えるが、そうならないのがわが国の特性といえよう。今回の目的は国際比較ではないが、少なくとも長時間労働が昇進率に影響し、長時間労働の男女差が管理職割合の男女格差を生み出すのは、わが国特有とあって良いと思う。勿論、男女の所得格差に最も大きく影響するのは男女の職階の差で、男女の労働時間差は男女の職階差と関連するので、間接的には女性の活躍を阻む長時間労働重視のわが国の企業慣行の改善が、男女の所得格差の是正にも重要である。しかし、男

女の管理職格差の問題に比べれば、所得格差について男女の労働時間格差の占める役割は小さく、逆に男女の学歴格差の是正や、女性の結婚育児離職率の低下による、年齢や勤続年数の男女格差の解消がより重要になる。

人的資本以外の部分については、ホワイトカラー正社員では、女性の大半が事務職であるという点が、男女の所得格差解消の大きな障害である。これは3つの相互に関連する意味で成り立つ。一つは、事務職では人的資本の男女差の解消が、男女の所得の解消に余り結びつかないという点である。女性の多くが一般職者として年功賃金プレミアムの小さい職に配属される結果、勤続年数が延びても格差があまり縮まらないことが原因と考えられる。第2に事務職は女性の課長割合が管理職以外の他の職と比べて著しく低い職だという点である。つまり女性事務職者の多くは管理職昇進から外されている。女性の事務職の多くはキャリアのデッドエンドジョブとなっているのだ。かつてBGといわれ、それからOLと言われるようになった女性の「花形」の仕事の実態はそういうものである。第3に他の職では職階が上がれば男女の所得格差が減少するのに、事務職では減少度が少ない。現在大半のホワイトカラーの女性がこういった事務職に就いているが、その実情に大きな変化が生まれなければ、男女の所得の格差の解消は遅滞としたものになると思われる。

最後にやはり男女の所得格差の最大の原因は男女の職階の差だということである。本稿では、年齢と共に増大する男女の所得格差の傾向は、40代以降の格差増大については男女の職階差が解消されれば、ほぼなくなることを示した。つまり、40代以降年齢が上がるにつれ男女の所得格差が増大する傾向は、男性はどんどん職階が上がるのに、女性は上がらないという傾向によってほとんど説明できるということである。男女の昇進機会の平等化が、何よりも男女の所得格差解消の原動力と成ることをこれは意味する。一方課長以上になると、男女の所得格差の違いは学歴や年齢や勤続年数といった人的資本により生じる部分が大部分であることも判明した。つまり、課長以上になると男女の昇給機会は、年齢や勤続年数が同等なら、ほぼ同等となる。女性が「男性との対等な扱い」を望むなら、管理職になることを忌避せずむしろ課長以上の管理職を目指すことが、一つの手段であろう。もちろん、現在はわが国の課長以上の雇用者は最も長時間働いており、管理職と柔軟性の無い長時間労働との結びつきが無くならない限り「目指せ」といっても困難である。そのような管理職のあり方の改善がまず必要である。また課長以上の管理職に女性がなるには、長年かけて年功を加味して管理職を選抜するという日本企業のあり方の改善も必要である。実際女性の中での課長以上割合は図7で見たように本標本ではわずは4.1%であり、女性人材の課長以上の管理職への不活用は甚だしいと言わざるを得ない。また管理職のあり方の問題はより一般に外国人を含む企業の多様な人材活用のあり方の問題でもある。

## 参考文献

- 杉橋やよい。2004。「『就業構造基本調査』からみた年間所得の男女間格差の要因分析—ブリンダー・ワハカ分析手法の限界に留意しながら—」『女性労働研究』46、pp-83. 95
- 富田安信。1992。「職種を考慮した男女間賃金格差の分析」『大阪府立大学経済研究』37、pp101-114.
- 中田喜史。1997。「日本における男女賃金格差の要因分析—同一職種に就く男女労働者間に賃金格差は存在するのか?」 中馬広之・駿河輝和編著『雇用慣行の変化と女性労働』東京大学出版会。Pp. 173-205.
- 樋口美雄。1991。「女子の学歴別就業経歴と賃金構造」『日本経済と就業構造』東京経済新報社。Pp 243-303.
- 星野崇宏。2009。『調査観察データの統計科学』岩波書店。
- 山口一男。2008。「男女の賃金格差解消への道筋——統計的差別の経済的不合理の理論的・実証的根拠」『日本労働研究雑誌』574:Pp. 40-68。
- 山口一男。2014。「ホワイトカラー正社員の管理職割合の男女格差の決定要因」『日本労働研究雑誌』648 : Pp. 17-32.
- 八代尚宏。1980。「男女の賃金差別の要因について—その合理的解明と対策—」『日本経済研究』, pp 17-31.
- Bang, H. and Robins, J.M. 2005. “Doubly Robust Estimation in Missing Data and Causal Inference Models.” *Biometrics* 61: 962-972.
- Barsky, R., J. Bound, K.C. Kerwin, and J. P. Lupton. 2002. “Accounting for Black-White Wealth Gap: A Nonparametric Approach.” *Journal of the American Statistical Association* 93: 663-73.
- Blinder, A. 1973. “Wage Discrimination: Reduced Form and Structural Variables.” *Journal of Human Resources* 8: 436-55.
- DiNardo, J., N. Fortin, and T. Lemieux 1996. “Labor Market Institution and the Distribution of Wages.” *Econometrica* 64:1001-44.
- Fortin, N., T. Lemieux, and S. Firpo. 2011. “Decomposition Methods in Econometrics.” Pp. 1-102 in *Handbook of Labor Economics*, Volume 4a, edited by O. Ashenfelter and D. Card. New York: Elsevier B.V.
- Kato, Takao, Daiji Kawaguchi, and Hideo Owan. 2013. “Dynamics of the Gender Gap in the Workplace: An Econometric Case Study of a Large Japanese Firm.” RIETI Discussion paper 13-E-038.
- Oaxaca, R. 1973. “Male-Female Wage Differentials in Urban labor Markets.” *International Economic Review* 14: 693-709.

Rosenbaum, P. R. and D. B. Rubin. 1983. "The Central Role of the Propensity Score in Observational Studies for Causal Effects." *Biometrika* 70:41-55.

Rosenbaum, P. R. and D. B. Rubin. 1984. "Reducing Bias in Observational Studies Using Sub-classification on the Propensity Scores." *Journal of the American Statistical Association* 79: 516-24.

Rubin, D.B. 1985. "The Use of Propensity Scores in Applied Bayesian Inference". Pp. 463-72 in J. M. Bernardo, M. H. De Groot, D. V. Lindley and A. F. M. Smith (eds.), *Bayesian Statistics*, vol. 2. North-Holland: Elsevier.

Yamaguchi, K. 2012.. "Loglinear Causal Analysis of Cross-classified Categorical Data" *Sociological Methodology* 42: 257-285

Yamaguchi, K. 2014. "Decomposition of Gender or Racial Inequality with Endogenous Intervening Covariates as a Causal Analysis. Accepted for presentation at a Methodology Section session, the Annual Meetings of the American Sociological Association. August, 2014 at San Francisco.