

Panel Data Research Center at Keio University
DISCUSSION PAPER SERIES

DP2016-005

January, 2017

タスクモデルを用いた男女間格差の考察

伊藤 大貴*

【要旨】

ここ数十年で男女間賃金格差は大幅に縮小したものの、他の先進国と比較すると日本の男女間賃金格差は未だに大きい水準にある。これまでの研究では、年齢や勤続年数の男女間での属性差が男女間賃金格差の主要因であると指摘されてきたが、同時に、これら属性差の影響力が弱まっているという結果も得られており、先行研究が考慮していない別の要因の影響力が高まっている可能性が示唆されている。そこで、本稿では、その一つの可能性として考えられる業務内容(タスク)に着目し、タスクが賃金や賃金格差に与える影響を検証した。具体的には、Motor-task(運動能力を要するタスク)・Analysis-task(分析能力・思考力を要するタスク)・Interaction-task(コミュニケーション能力を要するタスク)を算出し、これらタスクが男女間賃金格差に与える影響を検証した。さらに、これに加えて、3つのタスクの値に応じて各職業をMotor-intensive・Analysis-intensive・Interaction-intensiveに分類し、男女間のタスクの属性差が生じる要因についても分析を試みている。分析の結果、男女ともにAnalysis-taskが賃金に正に有意であり、分析能力に対する要求度が高い業務であるほど賃金が高いという結果が得られた。また、賃金格差への影響をみてみると、タスクの属性差、すなわち男性の方が多くのAnalysis-taskを行っていることが賃金格差を拡大させている可能性が示された。さらに、男女間賃金格差に対するこれらタスクの影響力が高まっているという結果も得られた。これに関連して、タスク別の就業関数の推計結果をみると、女性はAnalysis-intensiveな職業に就く確率が低いことが示されているが、特に、社内の配置転換や転職が女性をAnalysis-taskから遠ざけている可能性がある。

* 慶應義塾大学大学院商学研究科 後期博士課程

タスクモデルを用いた男女間格差の考察*

伊藤 大 貴†

<要 約>

ここ数十年で男女間賃金格差は大幅に縮小したものの、他の先進国と比較すると日本の男女間賃金格差は未だに大きい水準にある。これまでの研究では、年齢や勤続年数の男女間での属性差が男女間賃金格差の主要因であると指摘されてきたが、同時に、これら属性差の影響力が弱まっているという結果も得られており、先行研究が考慮していない別の要因の影響力が高まっている可能性が示唆されている。そこで、本稿では、その一つの可能性として考えられる業務内容（タスク）に着目し、タスクが賃金や賃金格差に与える影響を検証した。具体的には、Motor-task（運動能力を要するタスク）・Analysis-task（分析能力・思考力を要するタスク）・Interaction-task（コミュニケーション能力を要するタスク）を算出し、これらタスクが男女間賃金格差に与える影響を検証した。さらに、これに加えて、3つのタスクの値に応じて各職業を Motor-intensive・Analysis-intensive・Interaction-intensive に分類し、男女間のタスクの属性差が生じる要因についても分析を試みている。分析の結果、男女ともに Analysis-task が賃金に正に有意であり、分析能力に対する要求度が高い業務であるほど賃金が高いという結果が得られた。また、賃金格差への影響をみても、タスクの属性差、すなわち男性の方が多くの Analysis-task を行っていることが賃金格差を拡大させている可能性が示された。さらに、男女間賃金格差に対するこれらタスクの影響力が高まっているという結果も得られた。これに関連して、タスク別の就業関数の推計結果をみると、女性は Analysis-intensive な職業に就く確率が低いことが示されているが、特に、社内の配置転換や転職が女性を Analysis-task から遠ざけている可能性がある。

* 本稿の作成にあたり、指導教授である山本勲教授には研究の初期段階から丁寧にご指導いただいたほか、清家篤塾長、中島隆信教授、樋口美雄教授、深尾光洋教授をはじめとする多くの方から大変有益なコメントを頂戴した。また、本稿は、慶應義塾大学家計パネルデータ設計・解析センターから『慶應義塾大学家計パネル調査』および『日本家計パネル調査』の個票データの提供を受けた。記して深く感謝したい。なお、本稿のありうべき誤りは全て筆者によるものである。

† 慶應義塾大学大学院商学研究科

1. はじめに

過去数十年にわたる女性の大学進学率の向上はもとより、1985年の男女雇用機会均等法改正や2002年に提言されたポジティブアクション、さらには2015年に制定された女性活躍推進法など、労働市場における女性の活躍を支援する取り組みの後押しを受けて、日本の男女間賃金格差は徐々に改善してきたといえる。実際に、男性一般労働者の所定内給与額を100としたときの女性一般労働者の所定内給与額の推移をみると、1986年では59.7であったものの、2013年には71.3にまで改善している¹。他の先進国と比較した場合にも、ここ数年における日本の男女間賃金格差の縮小度合いは大きいことがわかる。例えば、男女間賃金格差を「フルタイム雇用者における男女の賃金差を男性賃金の中央値で除したものと定義しているOECDの最新の統計によれば、OECD加盟国平均でみた男女間賃金格差は2000年の18.2から2013年の15.5へ縮小した中で、同期間に日本の男女間賃金格差は33.9から26.6へと大きく縮小している。しかしながら、男女間賃金格差の水準を国際比較してみると、現時点の日本の男女間賃金格差は未だに高い水準にあるといわざるをえない。というのも、同統計によれば、主要先進国である米国の数値は17.9、英国は17.5、仏国は14.1となっており、OECD加盟国34カ国で日本の男女間賃金格差は韓国とエストニアに次いで3番目に大きくなっている²。

これに関する既存の研究によれば、一般的に、年齢や勤続年数などの属性差が男女間賃金格差の主要因であるとのコンセンサスが得られている。長期雇用のもとで年功的に賃金が上昇する日本の雇用慣行を踏まえれば、上記の結論は十分に説得力のある結果であるといえよう。この点に関する代表的な実証研究をみると、例えば、樋口[1991]や川口[2005]は『賃金構造基本調査』の個票を用いてOaxaca分解³を行っており、勤続年数の属性差による影響力が最も大きいとの結果を提示している。また、『賃金構造基本調査』と『賃金労働時間制度等実態調査』の個票を用いた中田[1997]は、男女間賃金格差(対数値)の56.4%は年齢や勤続年数などの属性差によるものと指摘しており、なかでも年齢の差による影響力は24.4%に及ぶことを示している。

これらの研究をみる限り、男女間賃金格差の主要因は男女間の属性差であり、年齢や勤続年数の属性差を縮めることで賃金格差が改善すると解釈できるだろう。しかしながら、これらの研究の検証結果をより精査してみると、これまでの分析に含まれていた属性の影響力が徐々に弱まっている傾向があることがわかる。例えば、樋口[1991]の分析結果からは、勤続年数の属性差による影響力が1978年の31.0%から1988年の27.8%、年齢については1978年の21.1%から1988年の15.8%へ低下している。同様に、川口[2005]において

¹ 出所：『賃金構造基本調査』（厚生労働省）。

² 出所：『Employment Database 2014』（OECD）。

³ Oaxaca[1973]に基づく方法であり、賃金格差を①両グループの属性差によるもの、②それら属性に対する市場評価の差によるものに分解する手法である。なお、①と②についての統一した呼称がないことから、以降本稿では①を属性差、②を係数差と示す。

も、1990年における属性差の影響力は40.4%であったものの、2000年には35.8%に低下している。

これに関連して、2時点のクロスセクションデータを用いて Oaxaca 分解を2時点間に拡張した Juhn, Murphy, and Pierce (以下, JMP) ⁴の手法により男女間賃金格差の推移を検証した研究では、年齢や勤続年数以外の要因が格差縮小に寄与しているという結果が得られている。例えば、堀[1998]は1986年と1994年の『賃金構造基本調査』の個票を用いて男女間賃金格差の変動要因を分析しており、同期間での男女間賃金格差の縮小の全てがギャップ効果(観察されない属性の変化による要因)で説明されると指摘している。1990年から2000年にかけての男女間賃金格差の変動をみている川口[2005]においても、属性変化と同程度にギャップ効果の影響度が高いという結果が得られている。以上を踏まえると、日本の男女間賃金格差において、これまでの研究で着目されてきた年齢や勤続年数以外の要因の相対的な影響力が高まっている可能性が推察される。

ここで、欧米の先行研究に目を向けてみると、男女が行う業務内容(タスク)に焦点を当てた研究が行われていることがわかる。筆者の知る限り、タスクという視点を男女間賃金格差の検証に取り入れた研究は日本では行われていない一方で、この枠組みを用いた研究は欧米を中心に進められている。特に、職業を5つのタスクで特徴づけている Autor et al.[2003]のタスクモデルを男女間賃金格差に応用した研究が行われており、これらによれば、IT技術の発展に伴い、①マニュアルタスクから分析能力を要するタスクへと労働需要がシフトしたこと、②肉体労働の優位性が低下したことが男女間賃金格差を縮小させたとの見解が得られている⁵。また、Yamaguchi[2013]は、職業毎に Motor-task (運動能力が要求されるタスク)と Cognitive-task (分析・相互能力が要求されるタスク)⁶のデータを作成し、これらタスクが男女間賃金格差に与える影響を検証している。他の研究と同様に、Yamaguchi[2013]は、①Motor-task が要求される職業における男性比率が高く、②Motor-task に対するリターンが低下したことで男女間賃金格差が縮小したと指摘している。

先述したとおり、国内の研究では男女が行うタスクが分析に取り入れられていないため、先ほどの JMP の手法を用いた研究と照らし合わせると、タスクの影響はギャップ効果に含

⁴ Juhn, Murphy, and Pierce[1991]に基づく方法。Oaxaca 分解を2時点間に拡張した方法である。JMP では、男女間賃金格差を以下のように分解する。

$$D_1 - D_0 = (\Delta X_1 - \Delta X_0)\widehat{\beta}_1^m + \Delta X_1(\widehat{\beta}_1^m - \widehat{\beta}_0^m) + (\Delta\theta_1 - \Delta\theta_0)\sigma_1^m + \Delta\theta_0(\sigma_1^m - \sigma_0^m)$$

D_1 は時点1、 D_0 は時点0における男女間賃金格差(対数値)である。また、 ΔX は各属性の平均値の差、 $\widehat{\beta}^m$ は男性賃金関数の推定値、 $\Delta\theta$ は男女間の賃金残差の差、 σ^m は男性の賃金残差の標準偏差である。JMP では上記のように、2時点間における男女間賃金格差の変動を、①観察される属性効果：第1項、②観察される価格効果：第2項、③観察されない属性効果(ギャップ効果)：第3項、④観察されない価格効果：第4項に分類する。

⁵ Borghans, ter Weel, and Weinberg[2006], Black and Spitz-Oener[2010], Bacolod and Blum[2010]など。

⁶ Autor, et al.[2003]では、Routine-manual/Routine-cognitive/Nonroutine-manual/Nonroutine-analytic/Nonroutine-interactive の5つにタスクを分類している。大まかに、Yamaguchi[2013]での Motor-task は Autor, et al. [2003]の Nonroutine-manual, Cognitive-task は Nonroutine-analytical/Nonroutine-interactive にそれぞれ該当する。

まれているといえる。このため、タスクの違いが男女間賃金格差にどのような影響を与え、その影響力がどの程度になっているのかといった点は、必ずしも日本で明らかにされていない。ジョブ型雇用慣行といわれる欧米とは対照的に、日本はメンバーシップ型雇用慣行であることを踏まえると⁷、タスクの影響力は日本では大きくはないと見ることもできるかもしれない。しかし、これまでの分析で指摘されてきた年齢や勤続年数の男女間賃金格差への影響力が低下していることの背景に、日本でもタスクの影響力の増加していることは十分考えられる。

こうした問題意識のもと、本稿では、日本における男女間賃金格差の新たな一要因として考えられる業務内容（タスク）に着目し、タスクが賃金や賃金格差に与える影響を検証する。具体的には、Yamaguchi[2013]を参考に、各職業の特徴を詳細に捉えたデータである「O*NET」(Occupational Information Network)を用いて Motor-task（運動能力が要求されるタスク）・Analysis-task（分析能力・思考力が要求されるタスク）・Interaction-task（コミュニケーション能力が要求されるタスク）についてのデータを作成し、これらタスクが賃金に与える影響として、①男女間で行うタスクの量が異なる（以下、タスクの属性差）ために生じる賃金格差、②同じタスクを行う際に男女間でリターンが異なる（以下、タスクの係数差）ために生じる賃金格差の各影響を Oaxaca 分解により明らかにする。さらに、本稿では、Oaxaca 分解の分析結果を踏まえて、男女間のタスクの属性差がどのような要因で生じるのかについても検証する。その際の具体的な分析アプローチとして、上記3つのタスクデータの値に応じて各職業を Motor-intensive・Analysis-intensive・Interaction-intensive に分類し、これらを被説明変数においた分析を行うことでタスクの属性差に繋がる要因を検証する。また、タスクに近い概念である職業に着目し、転職前後での職業の変化をみている先行研究を参考に、転職や出産などがタスクの属性差に影響するのかも分析に取り入れている。

本稿の学術的な貢献として、これまでの日本の先行研究ではあまり扱われていないタスクに着目し、男女間賃金格差に影響しうる新たな要因の可能性を検証している点をあげることができる。また、この点は政策的な含意も備えており、例えば、新たにタスクが男女間賃金格差に有意に影響しているとすれば、女性が長く働き続けることのできるよう支援するだけでなく、女性もより高度な業務を担うことのできる環境を整えることの重要性を示すこととなる。

本稿の分析結果を予めまとめると、次のようになる。まず、男女ともに Analysis-task が賃金に正に有意であり、分析能力を要する業務であるほど賃金が高いという結果が得られた。また、賃金格差への影響をみてみると、Motor-task の属性差が賃金格差の縮小要因となっている一方、Analysis-task の属性差は賃金格差を拡大させている可能性が示され、こ

⁷ ジョブ型雇用慣行では、まず必要な仕事定められ、その仕事に人をあてはめるのに対し、メンバーシップ型雇用慣行では、コミュニティを単位として、そのメンバーに仕事をあてはめるという違いがある。両者の具体的な違いについては、濱口[2013]を参照されたい。

の Analysis の属性差の影響力が高まっていることが明らかとなった。これに関連して、タスク別の就業関数の推計結果をみると、女性は Analysis-intensive な職業に就く確率が低いことが示された。また、企業内の配置転換や転職が女性を Analysis-intensive 職業から遠ざける要因であり、男女間で Analysis-task の属性差が生じていることを裏付ける結果が得られている。以上のことから、男女間賃金格差の解消への一つの取組みとして、男女間での Analysis-task の属性差を埋める、すなわち、女性も男性と同程度に分析能力が要求されるタスクを行うことのできる環境作りが有効であるといえよう。

本稿の構成は以下のとおりである。まず次節では、男女間賃金格差に関する国内の研究を概観するとともに、男女間賃金格差の分析にタスクを取り入れた欧米の先行研究を紹介する。続く 3 節では、Yamaguchi[2013]を参考に、本稿の理論モデルを提示する。4 節では分析に用いる推計手法を示し、5 節では利用データ、変数を紹介する。6 節にて各分析の結果を示し、最後に 6 節では、分析結果をもとに得られる含意と本稿の課題について述べる。

2. 先行研究

2.1 男女間賃金格差に関する先行研究

男女間賃金格差に関する先行研究はこれまでに数多く行われている。男女間賃金格差の要因として、企業側の合理的・非合理的な女性差別に着目したものや⁸、企業の均等化政策による影響を検証したもの⁹など、そのアプローチは多種多様である。これらの先行研究の中で、以下では本稿と同様に男女間賃金格差の要因分解を行っている実証研究について概観したい。

1 時点のクロスセクションデータを用いて Oaxaca 分解を行い、その時点での男女間賃金格差の要因を検証している代表的な先行研究として、樋口[1991]、中田[1997]、堀[2003]、川口[2005]、吉岡[2015]などがあげられる¹⁰。

樋口[1991]では 1978・1983・1988 年の『賃金構造基本調査』の個票を用いた分析が行われており、男女間賃金格差における教育年数の属性差が占める割合は、1978 年から 1988 年にかけて 15.4%から 10.4%へと低下したことが示されている。また、勤続年数の属性差についても同様に 31.0%から 27.8%、年齢の属性差は 21.1%から 15.8%へと減少している。これらの属性差の影響力はいずれも減少傾向にあるものの、全体でみると勤続年数の属性差の寄与率が最も大きいことが明らかにされている。

⁸ Phelps [1972]による合理的な女性差別（統計的差別）の存在を検証したものとしては、女性の離職率と処遇の関係をみた川口[2008]、統計的差別と男女間賃金格差の関係を検証したものとしては、コース別人事管理制度に着目した阿部[2005]が挙げられる。また、Becker [1957]が提唱した非合理的な女性差別については、佐野[2005]、児玉・小滝・高橋[2005]、Kawaguchi[2007]、Asano and Kawaguchi [2007]がある。

⁹ 三谷[1997]、阿部[2005]、川口[2008]など。

¹⁰ この他、野崎[2006]が Oaxaca 分解による男女間賃金格差の検証を行っている。なお、これらを包括的にサーベイした論文としては、川口[2010]を参照されたい。

中田[1997]は、1992年の『賃金労働時間制度等実態調査』と1993年の『賃金構造基本調査』の個票を用いており、男女間賃金格差の56.4%が男女間の属性差に起因していると結論付けている。具体的な属性をみると、年齢の差によるものは24.4%、勤続年数の差によるものは16.7%である。ただし、中田[1997]では、個々の説明変数の属性差と係数差のうち、最も寄与率の高いものは年齢の係数差であることを指摘している。

堀[2003]では、1990・2000年の『賃金構造基本調査』の個票を用いており、パートを含めた常用労働者における男女間賃金格差を検証している。その際、職階を含めた場合と含めない場合の2パターンの推計を行っている。堀[2003]の分析によれば、職階を含めない場合では男女間賃金格差の53%は属性差によるものの、職階を含めると70%に上昇することや、個々の変数をみても、男女間での年齢の係数差が最も賃金格差に寄与していることなどが明らかにされている。

川口[2005]でも堀[2003]と同様に、1990・2000年の『賃金構造基本調査』の個票が用いられている。川口[2005]の分析によれば、男女間賃金格差（対数値）のうち、勤続年数をはじめとする属性差の寄与率が40.4%から35.8%へと低下していることが示されている。これは、属性差よりも係数差の影響力が高いことを指摘している点で他の先行研究とは異なる。個別の要因をみると、勤続年数の属性差の寄与率は25.2%から22.5%へと低下している一方で、管理職比率の属性差の影響力は7.1%から9.0%へ増加したという結果もみられる。

吉岡[2015]は2007・2010・2013年の『賃金構造基本調査』の個票を使用し、①全サンプルを対象に学歴・役職を含めないモデル、②企業規模100人以上の一般労働者を対象に学歴・役職を含めたモデルの2パターンの分析を実施している。その結果、①のケースでは属性差の寄与率が半分を下回る結果となっており、②のケースにおいても、属性差の影響力は係数差を若干上回る程度であることが示されている。また、係数差に着目すると、雇用形態と勤続年数の影響力が高く、勤続年数の寄与率は減少傾向であるのに対し、雇用形態の寄与率は拡大していることが明らかにされている。

これらの先行研究をまとめると、総じて次のことがいえる。まず、2000年以前の先行研究によれば、年齢や勤続年数などの属性差の影響力は弱まっているというのが概ね一致した結果といえる。なお、2000年代以降の研究においても、加える変数などによって結果は多少変わるものの、男女間賃金格差のうち属性差の影響力が大きいという結論には至っていない。また、年齢や雇用形態、勤続年数の係数差の影響力が大きいことが明らかにされている。ただし、勤続年数においては影響力が弱まっていると指摘する研究も存在する。

本稿では、これらの研究と同じ分析アプローチに基づきつつ、男女間賃金格差に影響しうる要因としてタスクに着目している。タスクという視点から男女間賃金格差を検証している研究は行われていないため、この点は本稿のオリジナリティといえる。また、分析時には、職業の細かな特徴を捉えた「O*NET」データを用いて、各職業で要求されるタスクを十分に反映したタスクデータを作成している点も本稿の特徴の一つといえる。

2.2 職業・業種選択に関する先行研究

先述のとおり、本稿では、Oaxaca 分解によりタスクの属性差と係数差が男女間賃金格差に与える影響を検証した後、男女間のタスクの属性差に影響する要因も分析する。この分析に関連した研究としては、どのような労働者がどのような職業・職種に就くのが検証されている。

例えば、定型的業務である事務職に着目した研究には永瀬[1999]、仙田[2002]、寺村[2012]がある。これらによれば、男性に比べて、女性は事務職から他職種へと移行する確率が低く、特に管理職への移行は起こりにくいことや、女性では高学歴であるほど、事務職から他の職種への転換に対する意欲が低いという点が示されている。また、事務職従事者は結婚や出産による退職割合が高いことも指摘されている。

転職が職種選択に与える影響を分析した研究も存在する。例えば、永沼[2014]は、「技術職」、「専門職」、「管理職」従事者を高スキル労働者と定義し、高スキル労働者の転職パターンを検証している。永沼[2014]によれば、高スキル労働者の転職率は他職種に比べて低く、高スキル職種に留まる傾向にあることが示されている。さらに、学歴が高いほど、企業規模が大きいほど転職率は低下することも明らかにされている。また、戸田[2010]は、公表データを用いた分析により、職種経験の重要性を論じている。戸田[2010]の分析では、1991年から2007年において、前職が専門的・技術的職や事務職である労働者のみ、同一職種への転職割合が増加しており、その他の職種では大きな変化がみられないという結果が得られている。

以上の先行研究では、労働者の属性に加えて、出産や転職が労働者の職種選択に影響しうることが示されている。職種が変わることで要求されるタスクも変化する可能性は十分に考えられる。本稿では、これら先行研究に立脚し、タスク別就業関数の推計時に、結婚や出産、転職など、労働者の行うタスクを変化させうる可能性がある要因も分析対象に含める。

3. 理論モデル

本節では、賃金と職業選択にタスクを取り入れた Yamaguchi[2013]に基づく理論モデルについて解説する。Yamaguchi[2013]では、職業は Motor-task (運動能力が要求されるタスク) と Cognitive-task (分析・思考力、およびコミュニケーション能力が要求されるタスク) の2つから構成され、労働者はそれぞれのタスクに対応するスキルを保持しているとし、これら2つのタスクが賃金や職業選択に与える影響への理論的考察を可能にしている。ただし、Cognitive-task が対象とする能力は幅が広いとため、日本の労働市場を対象にした分析時にはやや曖昧なインプリケーションとなることが懸念される。1980年以降みられる機械化や大学進学率の上昇に伴い、労働市場におけるホワイトカラーの割合は増加傾向をたどつ

ている。ここで、ホワイトカラーとブルーカラーを比較した場合、ホワイトカラーの主たるタスクは Cognitive-task から構成されると予想されるが、ホワイトカラーの中でも分析を要するタスクとコミュニケーションが要求されるタスクでは問われる能力は別であろう。つまり、近年の日本の労働市場における賃金格差を考察する上では、ブルーカラーとホワイトカラーにおける Motor-task と Cognitive-task の識別に加えて、ホワイトカラー内での問われる能力の識別も必要であると考えられる。この点に対応するため、本稿では Yamaguchi[2013]の枠組みに沿いつつ、Cognitive-task を Analysis-task（分析・思考力を要するタスク）と Interaction-task（コミュニケーション能力を要するタスク）に分類した形の理論モデルを考察する。

3.1 理論的枠組み

はじめに、職業 j は、① $x_{M,j}$: Motor-task（運動能力が要求されるタスク）、② $x_{A,j}$: Analysis-task（分析能力・思考力が要求されるタスク）、③ $x_{I,j}$: Interaction-task（コミュニケーション能力が要求されるタスク）の3つのタスクから構成されていると仮定し、各職業 j の3つのタスクの要求度を示すベクトルを $x_j = (x_{M,j}, x_{A,j}, x_{I,j})$ と表す。各タスクの要求度は非負とし、値が大きいほど高いスキルが要求されると解釈する。例えば、 $x_{A,j}$ の値が大きい場合、職業 j の Analysis-skill の要求度が高いことを意味する。これに対応して、労働者 i は Motor-skill($s_{M,i}$), Analysis-skill($s_{A,i}$), Interaction-skill($s_{I,i}$)を所持していると想定し、労働者 i のスキルベクトルを $s_i = (s_{M,i}, s_{A,i}, s_{I,i})$ として表す。各スキルが高いほど、より要求度の高いタスクをこなすことができると解釈する。例えば、労働者 i の $s_{A,i}$ が高い場合、より高度な Analysis-task を行うことができる。

次に、生産要素として労働者のみを想定し、職業 j についての労働者 i の生産量を $q_j(s_i)$ とすると、職業 j の全労働者 L_j による生産量は $Q_j = \sum_{i \in L_j} q_j(s_i)$ として示される。生産量 Q_j は最終財の中間投入財として用いられ、 P_j という価格で取引されるとする。

3.2 賃金・職業選択

上記の枠組みのもと、労働者 i の限界生産力に応じて、職業 j につく労働者 i の賃金は以下の(1)式により決定される。

$$W_{ij} = P_j q_j(s_i) \quad (1)$$

ここで、職業 j における労働者 i の生産量が標準的な Cobb-Douglas 型生産関数で表されると仮定し、職業 j につく労働者 i の対数賃金を以下のように表す。

$$\ln W_{ij} = \ln P_j + \ln \alpha_j + \beta_{M,j} \ln s_{M,i} + \beta_{A,j} \ln s_{A,i} + \beta_{I,j} \ln s_{I,i} \quad (2)$$

$$\equiv \Pi_j + \beta_{M,j} \ln s_{M,i} + \beta_{A,j} \ln s_{A,i} + \beta_{I,j} \ln s_{I,i} \quad (3)$$

(2)(3)式における $\beta_{M,j}, \beta_{A,j}, \beta_{I,j}$ は、各タスクに対するリターンを示す。ここで、上記(3)式は、 Π_j とタスクに対するリターン $(\beta_{M,j}, \beta_{A,j}, \beta_{I,j})$ が職業 j に応じて異なることを示している。職業は3つのタスクから構成されるとの仮定より、タスクに対するリターン $(\beta_{M,j}, \beta_{A,j}, \beta_{I,j})$ は職業 j の各タスクの関数として以下のように表される。

$$\Pi_j = p(x_j) \quad (4)$$

$$\beta_{M,j} = b_M(x_{M,j}) \quad (5)$$

$$\beta_{A,j} = b_A(x_{A,j}) \quad (6)$$

$$\beta_{I,j} = b_I(x_{I,j}) \quad (7)$$

以上より、職業 j での労働者 i の賃金は、職業 j の各タスクへのリターンと労働者 i の各スキルから決定される。つまり、労働者の賃金は職業のタスクと労働者のスキルの組み合わせから決まる。

このような賃金の決め方を踏まえると、労働者の職業選択は以下のようになる。

$$\begin{aligned} \text{Max}_{d_{ij} \in \{0,1\}} \sum_{j=1}^J d_{ij} [p(x_j) + b_M(x_{M,j}) \ln s_{M,i} + b_A(x_{A,j}) \ln s_{A,i} + b_I(x_{I,j}) \ln s_{I,i}] \\ \text{subject to } \sum_{j=1}^J d_{ij} = 1 \end{aligned} \quad (6)$$

ここで、(6)での d_{ij} は職業に関するダミー変数であり、労働者 i の職業が j であるときに1、その他の職業であるときには0をとる。

(6)式は、労働者は(3)式からなる賃金を最大化するような職業を選択することを示している。例えば、Analysis-skillの高い労働者は、Analysis-taskへのリターンが大きい職業を選ぶことで自身の賃金を最大化できることが理論モデルにより示される。

4. 分析アプローチ

4.1 賃金関数・Oaxaca 分解

前節で述べた理論モデルをもとに、以下では男女別の賃金関数を推計し、タスクが賃金に与える影響を検証する。

まず、賃金関数の推計にあたり、クロスセクションデータを用いて以下3式の推計を行う¹¹。

¹¹ 先に紹介した先行研究と同様に、本稿でもミンサー型の賃金関数を推計する。なお、用いる変数については、ミンサー型の賃金関数を推計する際の留意点をまとめた川口[2011]を参考にしている。

$$\ln W_{ij} = \alpha_0 + \mathbf{X}_i \boldsymbol{\alpha}_1 + \varepsilon_i \quad (1)$$

$$\ln W_{ij} = \alpha_0 + \mathbf{X}_i \boldsymbol{\alpha}_1 + \sum_{j \in M,A,I} \alpha_{ij} J_{ij} + \varepsilon_i \quad (2)$$

$$(\sum_{j \in M,A,I} J_{ij} = 1)$$

$$\ln W_{ij} = \alpha_0 + \mathbf{X}_i \boldsymbol{\alpha}_1 + \alpha_2 S_{ijM} + \alpha_3 S_{ijA} + \alpha_4 S_{ijI} + \varepsilon_i \quad (3)$$

被説明変数 $\ln W_{ij}$ は職業 j における個人 i の時間当たり賃金の自然対数値である。 \mathbf{X}_i は個人属性と企業規模からなるコントロール変数ベクトルであり、年齢、年齢二乗項、勤続年数、勤続年数二乗項、学歴ダミー、役職ダミー、正規雇用ダミー、企業規模ダミー（中企業規模、大企業規模ダミー¹²）、産業ダミーを示す。 ε_i は誤差項である。

ここで、(2)式における J_{ij} は Motor-intensive, Analysis-intensive, Interaction-intensive ダミーを示す。これは、要求度の最も高いタスクに応じて職業を分類したものである。例えば、個人 i の職業が Motor-task を最も要求する場合、 $J_M = 1$, $J_A = 0$, $J_I = 0$ となる¹³。本稿ではまず J_{ij} の係数に着目し、その他の要因をコントロールしたうえでタスクが与える大まかな影響を観察する。

(3)式での S_{ijM} は個人 i がついている職業 j の Motor-task の要求度を示している。同様に、 S_{ijA} は Analysis-task, S_{ijI} は Interaction-task の要求度を表す。本稿では、まず男女別に賃金関数を推計することで、各タスク変数のパラメーターより、各タスクが賃金にどのような影響を与えているのか、その影響について男女で差異がみられるかを確認する。ここで、各タスクを行うことで得られるリターンについて、男女で差がみられるかをある程度把握できるが、これらの有意性については、Oaxaca 分解を行い、タスクの係数差をみる必要がある。

そこで、本稿では、(1)-(3)の賃金関数を推計した後、それぞれの推計式に対して Oaxaca 分解を行い、男女間賃金格差に影響しうる要因、特に、各タスク変数の属性差と係数差が賃金格差に与える影響を検証する。これまでの先行研究により、年齢や勤続年数などの影響力が低下していることが指摘されているため、代わりにタスクの影響力が増している可能性が考えられる。そのため、Oaxaca 分解により、男女間賃金格差におけるタスクの寄与率が増加していることが示された場合、タスクの影響力が高まっていると解釈できる。ただし、男女間のタスクの属性差が重要であるのか、あるいはタスクの係数差が果たす役割が大きいのかについては Oaxaca 分解の結果をみて判断する必要がある。なお、女性の賃金関数推定時には、セレクションバイアスに対応するためにヘックマンの二段階推定を行い、その上で Oaxaca 分解を実施している。

¹² KHPS の選択肢に応じて、100-499 人を中企業、500 人以上を大企業と分類した。

¹³ 詳しい分類を 5 節に記載している。

4.2 タスク別就業関数

上述の Oaxaca 分解の推計により、タスクが賃金格差に与える影響について、属性差と係数差それぞれの影響力をみることができる。ただし、この属性差がどのような要因から生じるのかについては、欧米の先行研究も含めて明らかにはされていない点である。そこで、本稿では、最も要求度の高いタスクに応じて職業を **Motor-intensive**, **Analysis-intensive**, **Interaction-intensive** に分類し、これら各タスクの就業関数を推計することで、どのようなタスクが要求される職業に就きやすいのかについても検証する。実際の推計では、2 節で述べた先行研究に基づき、転職や出産など、タスク就業に影響すると考えられる要因も分析に取り入れる。

タスク別就業関数の分析では、パネルデータを用いて、以下(1)式を変量効果プロビットモデルにより推計する。

$$J_{it} = \alpha_1 F_i + E_i \alpha_2 + X_i \alpha_3 + T_t \alpha_4 + \mu_i + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

被説明変数の J_{it} は個人 i の t 期における **Motor-intensive**, **Analysis-intensive**, **Interaction-intensive** ダミーであり、賃金関数の(2)式で用いた変数と同様のものである。以下、 F_i は女性ダミー、 E_i は各ライフイベントからなるベクトル（転勤ダミー、出向ダミー、転職ダミー、新規就職ダミー、出産ダミー）、 X_i はコントロール変数ベクトル（年齢、学歴ダミー、配偶者年収、未就学児数、親との同居ダミー、正規雇用ダミー、企業規模ダミー、産業ダミー）、 T_t は年ダミー変数ベクトルを示す。 μ_i は時間不変の固定効果、 ε_{it} は誤差項である。

本分析における着目点は、女性ダミーである。男女でタスク就業の傾向が異なれば、それは男女間でのタスクの属性差をとおして賃金格差に影響する可能性が考えられる。そこで、女性ダミーの係数に着目することで男女別の傾向を検証する。

5. データ

5.1 タスクデータ

本稿では、労働者の行うタスクが賃金や男女間賃金格差に与える影響を検証している。実際の分析にあたり、タスクの程度を示すデータが必要となる。このタスクデータの作成には、アメリカ労働省雇用訓練局（the US Department of Labor/Employment and Training Administration）の支援によりノースカロライナ州雇用保障委員会（the North Carolina Department of Commerce）が作成した「O*NET」を利用している¹⁴。「O*NET」には、その

¹⁴ 日本の職業に関するデータについては「キャリアマトリックス」（労働政策研究・研修機構）が平成 23 年に廃止されたため、国内独自のデータは今のところ存在しない。

職業で要求される知識や能力が 0-100 の値で掲載されており、職業ごとにどのようなタスクが要求されるかの情報を取得できる。

各タスクの分類方法は Yamaguchi[2013]を参考にした。Yamaguchi[2013]は、「O*NET」の前身である「DOT」(Dictionary of Occupational Titles)を用いており、職業が Motor-task (運動能力に関するタスク)と Cognitive-task (分析能力やコミュニケーション能力に関するタスク)から構成されると想定し、これら 2 つのタスクデータを作成している。この Yamaguchi[2013]の分類を元に、本稿では Cognitive タスクを詳細に分類し、①運動能力を要求する Motor-task, ②分析能力・思考力を要求する Analysis-task, ③コミュニケーション能力を要求する Interaction-task の計 3 つのタスクデータを主成分分析により作成した。各タスクデータの作成に用いたデータは表 1-1~1-3 のとおりである。本稿ではこれらタスクデータを説明変数、賃金対数値を被説明変数にした分析を行い、各タスクが賃金や男女間賃金格差に与える影響を検証する。

さらに、タスクデータに加えて、これら 3 つのタスクデータの値を元に各職業を Motor-intensive・Analysis-intensive・Interaction-intensive に分類したダミー変数も使用する。分類結果は表 2 に掲載している。表 2 は、例えば、「採掘作業員、運輸・通信従事者、製造・建築・保守・運搬などの作業員」は Motor-task が最も要求される職業であることを示している。表 2 の分類に基づいて Motor・Analysis・Interaction-intensive それぞれのダミー変数を作成し、これらを被説明変数にした分析を行うことで、どのようなタスクがより要求される職業に就くのかについての検証も行う。

5.2 賃金・属性データ

本稿では、慶應義塾大学家計パネルデータ設計・解析センターの「慶應義塾大学家計パネル調査 (Keio Household Panel Survey)」(以下, KHPS), および「日本家計パネル調査 (Japan Household Panel Survey)」(以下, JHPS) の個票データを使用する。これらは同一個人を追跡したパネル調査であり、KHPS は 2004 年、JHPS は 2009 年より毎年 1 月に調査が行われている。賃金関数・Oaxaca 分解の推計には KHPS2004・KHPS2012 (新規コーホート) と JHPS2012 によるクロスセクションデータ、タスク別就業関数の推計には KHPS2004-2014 によるパネルデータを用いる。

分析対象は 60 歳未満の男女、かつ雇用者に限定し、自営業者は分析対象外としている。賃金関数の被説明変数には、KHPS・JHPS より算出した時間当たり賃金の自然対数値を用いる。タスク別就業関数の被説明変数については、KHPS の調査項目である職業を表 4 のとおりに分類した Motor・Analysis・Interaction-intensive ダミーを使用する。また、タスク別就業関数の推計には、転勤ダミー、出向ダミー、転職ダミー、新規就職ダミー、出産ダミーを利用する。その他、コントロール変数として、年齢、勤続年数、学歴、雇用形態 (正規・非正規)、役職、企業規模、産業、配偶者年収、親との同居状況、未就学児数を用いている。これら変数の基本統計量は表 3 のとおりである。

基本統計量をみると、男性と女性の時間当たり賃金に差があることが確認できる。その他、年齢に大きな差はみられないが、勤続年数や正規雇用ダミーは大きな差がみられ、先行研究の指摘どおり、これらの属性差の相対的な影響力は大きいと予想される。ただし、同時に、各タスク変数にも男女間で大きな差異が存在することが読み取れる。男性では、**Motor・Analysis・Interaction-task** がそれぞれ、46.13, 44.196, 46.737 に対し、女性では、27.497, 29.212, 32.502 となっている。

この点について、より細かく男女が行うタスクの動向をみるために、2004年から2012年にかけての男女別のタスクの推移を表4に掲載している。表4から、正規雇用の男性は偏りなく各タスクをこなしているのに対し、正規雇用の女性は**Interaction-task** にやや偏っていることがわかる。この女性の特徴は非正規雇用にも観察されるため、女性全般の傾向として、コミュニケーション能力が要求されるタスクをより多く行っている可能性が示唆される。ここで、2004年から2012年への変化に着目すると、最も顕著な傾向として、非正規雇用の女性のタスクが大きく増加していることがわかる。これは、2004年に比べて、2012年では非正規雇用の女性が行うタスクがいずれも高度なものになっていることを示唆している。その他、正規雇用をみても、女性はいずれのタスクも減少しているのに対し、男性は**Analysis-task** のみ、若干ではあるが増加している。本稿では、これらタスクの属性差が賃金格差に与える影響について、Oaxaca分解を用いて検証していく。

6. 推計結果

6.1 賃金関数・Oaxaca分解

はじめに、賃金関数の推計結果についてみていきたい。表5は男性、表6は女性の賃金関数の推計結果を示している。4節で紹介した推計式に基づき、Model1を基本として、Model2は各タスクダミー(Motor/Analysis/Interaction-intensive)を加えたもの、Model3は各タスク変数(Motor/Analysis/Interaction-task)の自然対数値を加えた推計式となっている。はじめにModel2の各タスクダミーに着目することで、タスクの大まかな影響力を確認した上で、Model3の各タスク変数に焦点を当て、各タスクの具体的な影響力を確認していく。なお、女性の賃金関数推計に行ったヘックマンの二段階推計をみると、2004年では逆ミルズ比が有意ではないものの、2012年では有意であり、セレクションバイアスが生じている可能性が示されている。以降では、セレクションバイアスを考慮した推計結果をもとに、以降で考察を進めていく。

まず表5・6のModel2に着目すると、男性では2004・2012年ともに、女性では2012年において**Analysis**ダミーが正に有意になっている。これより、産業や企業規模などの労働需要側の要因をコントロールした上でも、**Analysis-task**がより要求される職業に就く労働者の賃金が高いことを示しており、**Analysis**タスクが賃金に有意に影響する可能性が示唆

される。

Model2 でみた大まかなタスクの影響をより詳しく確認するため、以下ではタスクの具体的な影響が表れる Model3 をみていきたい。まず、男女ともに Analysis-task の係数が正になっていることがわかる。これは Analysis-task が要求されるほど賃金が高くなることを表しており、Model2 とも整合的な結果であるといえよう。さらに、その係数に着目すると、Analysis-task の影響力は、2004 年と 2012 年ともに男性よりも女性の方が高いことが読み取れる。これは、2004 年と 2012 年いずれにおいても、Analysis-task を行うことで得られる賃金の増加分は女性の方が大きいことを示唆している。ただし、この結果から男女間の Analysis-task の影響力の差が有意であるかを確認することはできないため、この点については Oaxaca 分解を行い、Analysis-task の係数差をみる必要がある。続いて、Analysis-task の係数の 2004 年から 2012 年への変化をみると、男性では値が減少している一方で、女性では増加していることが読み取れる。この点に関して、職種経験が賃金に与える効果を調べた戸田[2010]によれば、女性では、専門的・技術的職業の賃金に与えるポジティブな効果が近年高まっているという結果が得られている。表 4 で示したとおり、専門的・技術的職業で最も要求されるタスクが Analysis-task であることを踏まえれば、本稿の結果は戸田[2010]の結果と整合的なものと考えられる。

次に、賃金関数の結果を踏まえて、Oaxaca 分解の結果について考察していく。推計結果は表 7 のとおりである。なお、表 7 では格差を男性賃金対数値から女性賃金対数値を引いたものとして示しているため、各変数の係数が正である場合、その変数は男女間賃金格差を拡大させていると解釈できる。はじめに、2004 年から 2012 年にかけての男女間賃金格差の傾向をみてみると、いずれの Model においても格差は縮小していることがわかる。この傾向は吉岡[2015]でも確認されており、実際に、2007 年から 2013 年にかけて男女間賃金格差自体が縮小していると指摘されている。続いて、Model1 をみると、賃金格差における属性差全体の影響力が弱まっていることがわかる。具体的には、2004 年の格差 0.667 のうち、属性差 0.419 の寄与率は約 62.8%である一方で、2012 年では格差 0.575 における属性差 0.289 の寄与率が 50.3%となっており、属性差の寄与率は低下していることが読み取れる。個別の変数をみると、2004 年での勤続年数の属性差は 0.132 であり、賃金格差計 0.667 における寄与率は約 20%となっている。これは、川口[2005]による 2000 年のデータを用いた推計とほぼ同様の結果である。また、多くの先行研究と同じく、2004 年から 2012 年にかけて勤続年数の属性差の影響力が弱まっていることが示されている。

続いて Model2 に関して、以下では特に各タスクダミーに着目していく。まず 2004 年における Motor-intensive ダミーの属性差が負に有意であり、男女間賃金格差を縮小させていることが示されている。これは Motor-intensive な職業での男性比率が高いことが男女間賃金格差の縮小の一要因であると論じた Yamaguchi[2013]と同じ結果であり、米国でみられた傾向が日本でも生じている可能性が考えられる。また、2004 年での Analysis-intensive の属性差は正に有意となっており、女性よりも男性の方が分析能力をより要求されるタスクを

行っていることが賃金格差を拡大させていることを示している。ここで、これら Motor/Analysis-intensive の属性差の影響は 2012 年には有意性が失われているが、タスクダミーはタスクの大まかな影響をみることができ一方、純粋なタスクの影響力以外の要因も含まれているため、タスクが果たす役割については Model3 をみて判断する必要がある。なお、各タスクの属性差を生じさせる要因については、次項のタスク別就業関数にて考察していくこととする。

最後に、Model3 の分析結果をみると、Motor-task の属性差は 2004・2012 年ともに負に有意となっており、Model2 で得られた結果を支持するものとなっている。また、その影響力をみると、2004 年での Motor-task の属性差の絶対値は 0.0874 であり、その寄与率は 13.2%、2012 年での絶対値は 0.0862 であり、寄与率は 16.8% となっており、寄与率は増加している。次に、Analysis-task の属性差については、2004・2012 年ともに正に有意となっている。寄与率をみると、2004 年での Analysis-task の値が 0.0358 であり、寄与率が 5.4%、2012 年での値が 0.505 であり、寄与率は 9.9% である。これらの結果は、男女間賃金格差におけるタスクの属性差の影響力が高まっていることを示唆するものである。

これまでは属性差に着目してきたが、続いて係数差に着目すると、2004 年においては Motor-task が正に有意、Analysis-task が負に有意となっている。これによれば、2004 年時点では、同じ Motor-task を行っても男性の方が多くの賃金を獲得する一方、Analysis-task では女性の方が多くの賃金を得ていた可能性が推察される。ただし、Analysis-task については絶対値が 0.00492 であり、寄与率に換算すると約 0.7% と非常に小さい差である。また、これらタスクの係数差は 2012 年には有意性が失われており、近年での男女間のタスクの係数差は存在しないことが推察される。

6.2 タスク就業関数

これまでの分析から、タスク、特に Analysis-task が賃金に対し正に有意であり、この属性差が男女間賃金格差を拡大させていること、およびその影響力が年々高まっている可能性が示唆された。これらの結果を踏まえ、続いて、タスク別就業関数の推計結果を概観し、男女間にタスクの属性差が生じる要因を検証していく。

はじめに、全サンプルを対象にした全体的な傾向を確認したい。推計結果は表 8 に掲載したとおりである。ここでは、①産業をコントロールしていないモデル (Model1)、②産業をコントロールしたモデル (Model2)、③Model2 に企業内の配置転換や転職、出産ダミーを加えたモデル (Model3) となっている。

まず、Model1 と Model2 の女性ダミーをみると、Motor-intensive ダミーには負、Interaction-ダミーには正に有意となっている。これは運動能力が要求されるタスクには男性の方がつきやすく、コミュニケーション能力が要求されるタスクは女性がつきやすいことを示している。この Motor-intensive に対する結果は、先ほどの Oaxaca 分解でみた Motor-task の属性差とも整合的なものである。また、Analysis-intensive ダミーに関しては、Model1 では女

性ダミーの有意性がみられないものの、Model2では負に有意となっている。これは、同一産業内では女性の方が分析能力の要求されるタスクを行う確率が低いことを示唆している。最後に、配置転換や転職、出産ダミーの効果をみていく。表7から明らかなように、Analysis-intensiveダミーに対し、転職ダミーや新規就職ダミーが負に有意となっている。これより、労働市場から一度撤退すると Analysis-task を行いにくくなると解釈できる。

次に、男女別の推計結果についてみていく。表9に推計結果を掲載しており、Model1-3は表8と同じ推計モデルを示している。主な結果について述べていくと、まず、転職ダミーと新規就職ダミーは Analysis-intensiveダミーに負に有意であり、これは男女ともに同様の結果である。つまり、労働市場から撤退した場合に Analysis-task を行いにくくなる傾向は男女ともに共通の傾向であることがわかる。その他、正規雇用ダミーをみると、男性では Analysis-intensiveダミーに正に有意である一方、女性では Motor-intensive と Interaction-intensiveダミーに負に有意、Analysis-intensiveダミーに正に有意となっている。この結果から、雇用形態の違いによる行うタスクの違いは女性の方が顕著である可能性が考えられる。

そこで、女性の雇用形態別に推計を行った結果を表10に掲載している。これをみると、まず、女性非正規雇用者においては転職ダミーと新規就職ダミーが Analysis-intensiveダミーに対して負に有意となっており、分析能力を要求されるタスクを行にくいことが示されている。この結果はこれまでに確認してきたものと同様に、労働市場から離脱した場合、その後に Analysis-task を行にくいことを示している。特に、30歳代で育児を経験した後、40歳代で再就業する女性の6割が非正規雇用であることを踏まえると¹⁵、労働市場から一度撤退することによる影響は非正規雇用者に顕著であるといえる。ただし、女性が Analysis-task を行にくいという傾向は正規雇用においても確認されており、分析結果をみると、女性正規雇用者では転勤ダミーが負に有意となっている。これは、社内での配置転換の結果、女性正規雇用者は分析能力を求められるタスクに就きにくい可能性があることを示唆している。

最後に、これまでのタスク就業関数とは異なる視点から、男女別のタスクの属性差が生じる要因を探ってみたい。ここでは、行うタスクをどのように変えていくのか、その変遷を検証した結果を表11に示している。ここで、TASK_SHIFTは、タスクダミーが前年度から変化した場合に1をとるダミー変数であり、主に要求されるタスクが変わりやすいかについて、男女の差異を分析することを意図している。続いて、各タスクダミーにおける In は、あるタスクダミーに対して、その他2つのタスクダミーから移行してきた場合に1をとるダミー変数である。つまり、そのタスクダミーへの移行が生じた場合に1をとるダミー変数である。例えば、Motor-intensive-In は、Analysis-intensive、あるいは Interaction-intensive から Motor-intensive に移行した場合に1をとる。最後に、各タスクダミーにお

¹⁵ 出所『労働力調査』（総務省，2013年）

る **Out** は、あるタスクダミーから他のタスクダミーへ移行した場合、あるいは非就業へと移行した場合に 1 となるダミー変数である。つまり、そのタスクダミーからの移動が生じた場合に 1 をとるダミー変数である。これは例えば、**Motor-intensive-Out** は、前年に **Motor-intensive** に属する労働者が、**Analysis** もしくは **Interaction-intensive** へ移行した場合、あるいは非就業状態になった場合に 1 をとる。

主な結果は次のとおりである。まず、**TASK_SHIFT** を被説明変数にした分析結果をみると、女性ダミーが負となっている。これは、自らのタスクが変わりやすいのは男性であり、女性に比べて男性は異なるタスクを行う傾向にあることを示している。次に、各タスクダミーへの移行を示す **In** に着目すると、**Analysis-intensive-in** に対し、女性ダミーが負に有意となっている。これより、タスクを移動する際、女性は分析能力が求められるタスクには就きにくいことが示されており、これまでの分析と整合的な結果となっている。最後に、各タスクダミーからの移行を示す **Out** をみてみると、**Interaction-intensive-Out** に対し、女性ダミーが負に有意であることがわかる。先ほどのタスク別就業関数からは明らかにされていなかったが、表 8 の結果とあわせると、一旦 **Interaction-intensive** な職業につくと女性はそこに留まる傾向にあることが推察される。

7. おわりに

本稿では、職業の特徴を詳細に捉えた「O*NET」データよりタスクデータを作成し、タスクが賃金に与える影響、およびタスクの属性差と係数差が男女間賃金格差に与える影響を検証すると同時に、男女間のタスクの属性差が生じる要因についての分析も行った。本稿の分析の結果、男女ともに **Analysis-task** が賃金に正に有意であり、分析能力を要する業務であるほど賃金が高いという結果が得られた。また、賃金格差への影響をみてみると、**Motor-task** の属性差が賃金格差の縮小要因となっている一方、**Analysis-task** の属性差は賃金格差を拡大させている可能性が示された。さらに、男女間賃金格差におけるタスクの属性差の影響力は高まっていることが示唆された。これに関連して、タスク別の就業関数の推計結果をみると、女性は **Analysis-intensive** な職業に就く確率が低いことが示されているが、特に、社内の配置転換や転職が **Analysis-task** の属性差を引き起こしている可能性が高いことが明らかとなった。

本稿の分析結果で注目すべき点としては、まず **Analysis-task** が賃金を上昇させる要因であることがあげられる。これは、メンバーシップ型といわれる日本の雇用慣行においても、労働者の行う業務内容（タスク）が賃金に対して一定の説明力を有していることを示唆している。また、男女間賃金格差において、男女間の **Analysis-task** の係数差ではなく、属性差が格差を拡大させている点にも注目に値すると考えられる。これは、同じ分析・思考力が要求されるタスクを女性が行っても、男性とほぼ同様のリターンを得ることができるこ

と、ならびに、男性に比べて分析・思考力が要求されるタスクを女性が行っていないことが賃金格差を拡大させていることを意味している。よって、分析・思考力が要求されるタスクを女性が行うことのできる環境を整えることが重要であるといえる。この点について、タスク別就業関数の推計結果より得られるインプリケーションとして、企業内の配置転換が女性を **Analysis-task** から遠ざけている可能性が示唆されていることから、タスクの観点からいえば、企業内の配置転換がどのように行われているのかを精査することで賃金格差解消に繋がる可能性があるといえよう。

ただし、全般的に女性が **Analysis-task** を行いにくいという結果に対しては、さらなる追加的分析が必要であるといえる。というのも、この結果に関しては、労働需要側の差別に起因するものか、あるいは労働供給側の選好によるものかについては分析できていない。例えば、これが労働供給側の選好によるものであれば、女性は **Analysis-task** を行うことで多くのリターンを得ることができるにもかかわらず、実際には **Analysis-task** を行う確率が低く、労働時間や職場環境など、リターンとは別の要因を考慮して **Analysis-task** を選んでいない可能性が考えられる。このように、本稿で得られた結果の背後には、労働需要側と労働供給側のどちらが影響しているのか、つまり、女性が **Analysis-task** を行えないのか、あるいは自発的に行わないのかに応じて、着手すべき具体的な対応策は異なる。この点については本稿の分析の限界であり、今後、識別可能なデータを用いた分析が望まれる。

参考文献

- [1] Asano, Hirokatsu and Daiji Kawaguchi [2007]: “Male-Female Wage and Productivity Differentials: A structural Approach Using Japanese Firm-level Panel Data,” RIETI Discussion Paper Series 07-E-020.
- [2] Autor, David H., Frank Levy and Richard Murnane [2003]: “The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration,” *Quarterly Journal of Economics*, 118(4), 1279-1333.
- [3] Bacolod, M., and B.S. Blum [2010]: “Two sides of the same coin: U.S. “Residual” Inequality and the Gender Gap,” *Journal of Human Resources*, 45(1), 197-242.
- [4] Black, S.E., and Spitz-Oener [2010]: “Explaining Women’s success: Technological Change and the Skill Content of Women’s Work,” *The Review of Economics and Statistics*, 92(1), 187-194.
- [5] Becker, Gary S. [1957]: *The Economics of Discrimination*, University of Chicago Press.
- [6] Borghans, L., B.ter Weel, and B.A.Weinberg [2006]: “People People: Social Capital and The Labor-Market Outcomes of Underrepresented Groups,” NBER Working Paper 11985.
- [7] Juhn, Chinhui, Kevin M. Murphy and Brooks Pierce [1991], “Accounting for the Slowdown in Black-White Wage Convergence,” in Marvin Koster (ed.), *Workers and Their Wages: Changing Patterns in the United States*, Washington D.C.: America Enterprise Institute Press, 107-143.
- [8] Kawaguchi, Daiji. [2007]: “Market Test for Sex Discrimination: Evidence from Japanese Firm-Level Data,” *International Journal of Industrial Organization*, 27(3), 441-460.
- [9] Oaxaca, Roland L. [1973]: “Male-Female Wage Differentials in Urban Labor Markets,” *International Economic Review*, 14(3), 693-709.
- [10] Phelps, Edmund S. [1972]: “The Statistical Theory of Racism and Sexism,” *American Economic Review*, 62(4), 659-661.
- [11] Shintaro Yamaguchi [2013]: “Changes in Return to Task-Specific Skills and Gender Wage Gap, ” Global COE Hi-Stat Discussion Paper Series; No.275.
- [12] 阿部正浩 [2005]: 「男女の雇用格差と賃金格差」『日本労働研究雑誌』538号, 15-31.
- [13] 川口章 [2005]: 「1990年代における男女間賃金格差縮小の要因」『経済分析』第175号, 52-82.
- [14] 川口章 [2008]: 『ジェンダー経済格差—なぜ格差が生まれるのか, 克服の手がかりはどこにあるのか』勁草書房.
- [15] 川口章 [2010]: 「バブル景気以降における男女間賃金格差の実態とその研究動向」, 樋口美雄編『労働市場と所得分配』慶應義塾大学出版会, 369-398.
- [16] 川口大司 [2011]: 「ミンサー型の賃金関数の日本の労働市場への適用」RIETI Discussion Paper Series, 11-J-026.
- [17] 児玉直美・小滝一彦・高橋陽子 [2005]: 「女性雇用と企業業績」『日本経済研究』52号, 1-18.
- [18] 佐野新平 [2005]: 「男女間賃金格差は嗜好による差別が原因か」『日本労働研究雑誌』540号, 55-67.
- [19] 仙田幸子 [2002]: 「既婚女性の就業継続と育児資源の関係—職種と出生コーホートを手掛かり

- にして一」, 『人口問題研究』, 国立社会保障・人口問題研究所, Vol.58-2, 2-21.
- [20] 戸田淳仁 [2010]: 「職種経験はどれだけ重要になっているのか—職種特殊的人的資本の観点から—」『日本労働研究雑誌』, 594号, 5-19.
- [21] 寺村絵里子 [2012]: 「女性事務職の賃金と就業行動—男女雇用機会均等法施行後の三時点比較—」『人口学研究』, 日本人口学会, 48号, 7-22.
- [22] 中田喜文 [1997]: 「日本における男女間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.
- [23] 永瀬伸子 [1999]: 「少子化の要因:就業環境か価値観の変化か—既婚者の就業形態選択と出産時期の選択—」『人口問題研究』, 国立社会保障・人口問題研究所, Vol.55, No2, 1-18.
- [24] 永沼早央梨 [2014]: 「高スキル労働者の転職活動」, 日本銀行ワーキングペーパーシリーズ, No.14-J-3.
- [25] 野崎祐子 [2006]: 「男女間賃金格差の要因分解:学歴別検証」『生活経済学研究』第22・23巻, 生活経済学会, 151-66.
- [26] 濱口桂一郎 [2013]: 『若者と労働「入社」の仕組みから解きほぐす』中央公論新社.
- [27] 樋口美雄 [1991]: 『日本経済と就業構造』東洋経済新報社.
- [28] 堀春彦 [1998]: 「男女間賃金格差の縮小傾向とその要因」『日本労働研究雑誌』456号, 40-51.
- [29] 堀春彦 [2003]: 「男女間賃金格差が発生する要因の分析」厚生労働省雇用均等・児童家庭局『男女間の賃金格差の解消に向けて—男女間の賃金格差問題に関する研究会報告—』国立印刷局, 35-85.
- [30] 三谷直樹 [1997]: 『企業内賃金構造と労働市場』勁草書房.
- [31] 吉岡真史 [2015]: 「ミンサー型の賃金関数の推計と Blinder-Oaxaca 分解による賃金格差の分析」内閣府経済社会総合研究所, ESRI Discussion Paper Series, No.320..

表 1-1. Motor-task 作成に用いた変数

Task-name	Task-variables	description
motor	Controlling Machines and Processes	Using either control mechanisms or direct physical activity to operate machines or processes (not including computers or vehicles).
	Handling and Moving Objects	Using hands and arms in handling, installing, positioning, and moving materials, and manipulating things.
	Operating Vehicles, Mechanized Devices, or Equipment	Running, maneuvering, navigating, or driving vehicles or mechanized equipment, such as forklifts, passenger vehicles, aircraft, or water craft.
	Repairing and Maintaining Electronic Equipment	Servicing, repairing, calibrating, regulating, fine-tuning, or testing machines, devices, and equipment that operate primarily on the basis of electrical or electronic (not mechanical) principles.
	Repairing and Maintaining Mechanical Equipment	Servicing, repairing, adjusting, and testing machines, devices, moving parts, and equipment that operate primarily on the basis of mechanical (not electronic) principles.
	Perceptual Speed	The ability to quickly and accurately compare similarities and differences among sets of letters, numbers, objects, pictures, or patterns. The things to be compared may be presented at the same time or one after the other. This ability also includes comparing a presented object with a remembered object.
	Visualization	The ability to imagine how something will look after it is moved around or when its parts are moved or rearranged.
	Far Vision	The ability to see details at a distance.
	Finger Dexterity	The ability to make precisely coordinated movements of the fingers of one or both hands to grasp, manipulate, or assemble very small objects.
	Auditory Attention	The ability to focus on a single source of sound in the presence of other distracting sounds.
	Visual Color Discrimination	The ability to match or detect differences between colors, including shades of color and brightness.
	Control Precision	The ability to quickly and repeatedly adjust the controls of a machine or a vehicle to exact positions.
	Multilimb Coordination	The ability to coordinate two or more limbs (for example, two arms, two legs, or one leg and one arm) while sitting, standing, or lying down. It does not involve performing the activities while the whole body is in motion.
	Depth Perception	The ability to judge which of several objects is closer or farther away from you, or to judge the distance between you and an object.
	Hearing Sensitivity	The ability to detect or tell the differences between sounds that vary in pitch and loudness.
	Spatial Orientation	The ability to know your location in relation to the environment or to know where other objects are in relation to you.
	Manual Dexterity	The ability to quickly move your hand, your hand together with your arm, or your two hands to grasp, manipulate, or assemble objects.
	Response Orientation	The ability to choose quickly between two or more movements in response to two or more different signals (lights, sounds, pictures). It includes the speed with which the correct response is started with the hand, foot, or other body part.
	Rate Control	The ability to time your movements or the movement of a piece of equipment in anticipation of changes in the speed and/or direction of a moving object or scene.
	Reaction Time	The ability to quickly respond (with the hand, finger, or foot) to a signal (sound, light, picture) when it appears.
Wrist-Finger Speed	The ability to make fast, simple, repeated movements of the fingers, hands, and wrists.	
Speed of Limb Movement	The ability to quickly move the arms and legs.	

出所)「O*NET」

表 1-2. Analysis-task 作成に用いた変数

Task-name	Task-variables	description
Analysis	Making Decisions and Solving Problems	Analyzing information and evaluating results to choose the best solution and solve problems.
	Developing Objectives and Strategies	Establishing long-range objectives and specifying the strategies and actions to achieve them.
	Analyzing Data or Information	Identifying the underlying principles, reasons, or facts of information by breaking down information or data into separate parts.
	Interpreting the Meaning of Information for Others	Translating or explaining what information means and how it can be used.
	Thinking Creatively	Developing, designing, or creating new applications, ideas, relationships, systems, or products, including artistic contributions.
	Provide Consultation and Advice to Others	Providing guidance and expert advice to management or other groups on technical, systems-, or process-related topics.
	Drafting, Laying Out, and Specifying Technical Devices, Parts, and Equipment	Providing documentation, detailed instructions, drawings, or specifications to tell others about how devices, parts, equipment, or structures are to be fabricated, constructed, assembled, modified, maintained, or used.
	Mathematical Reasoning	The ability to choose the right mathematical methods or formulas to solve a problem.

出所)「O*NET」

表 1-3. Interaction-task 作成に用いた変数

Task-name	Task-variables	description
Interaction	Performing for or Working Directly with the Public	Performing for people or dealing directly with the public. This includes serving customers in restaurants and stores, and receiving clients or guests.
	Assisting and Caring for Others	Providing personal assistance, medical attention, emotional support, or other personal care to others such as coworkers, customers, or patients.
	Oral Comprehension	The ability to listen to and understand information and ideas presented through spoken words and sentences.
	Oral Expression	The ability to communicate information and ideas in speaking so others will understand.
	Speech Recognition	The ability to identify and understand the speech of another person.
	Speech Clarity	The ability to speak clearly so others can understand you.

出所)「O*NET」

表 2. タスクデータに基づく職業分類

分類	職業名	Motor	Analysis	Interacti
Motor-intensive	採掘作業	69.266	36.022	32.987
	運輸・通信従事者	67.719	37.316	49.074
	製造・建築・保安・運搬などの作業	62.244	37.925	34.365
Analysis-intensive	管理的職種	41.177	61.769	61.114
	情報処理技術者	38.526	62.244	47.076
	専門的・技術的職業従事者	43.539	59.264	57.570
Interaction-intensive	販売従事者	38.386	48.793	59.031
	サービス職従事者	48.613	45.272	50.441
	事務従事者	39.004	40.994	51.857

備考) 1. 「O*NET」より筆者作成。

2. 数値は、職業毎に Motor/Analysis/Interaction-task の値を算出し、平均 50 標準偏差 10 に標準化したもの。

表 3. 基本統計量（賃金関数・Oaxaca 分解, タスク別就業関数）

Variable	賃金関数・Oaxaca分解					
	全サンプル		男性		女性	
	Mean	Std. Dev.	Mean	Std. Dev.	Mean	Std. Dev.
Motor-intensiveダミー	0.227	0.419	0.322	0.467	0.097	0.297
Analysis-intensiveダミー	0.252	0.434	0.279	0.448	0.216	0.411
Interaction-intensiveダミー	0.450	0.498	0.321	0.467	0.627	0.484
Motor-task	36.553	21.725	46.430	16.104	27.497	22.261
Anasysis-task	36.380	21.189	44.196	14.669	29.212	23.581
Interaction-task	39.311	22.735	46.737	15.472	32.502	25.971
時間当たり賃金（対数値）	7.465	0.639	7.727	0.564	7.113	0.560
年齢	41.573	10.407	41.676	10.354	41.477	10.457
勤続年数	8.093	10.121	12.316	11.162	4.202	7.103
大学・大学院卒ダミー	0.283	0.451	0.400	0.490	0.175	0.380
短大・高専卒ダミー	0.158	0.365	0.079	0.270	0.231	0.422
役職ダミー	0.260	0.439	0.394	0.489	0.077	0.267
正規雇用ダミー	0.675	0.468	0.893	0.310	0.378	0.485
中企業規模ダミー	0.205	0.404	0.212	0.409	0.196	0.397
大企業規模ダミー	0.272	0.445	0.321	0.467	0.204	0.403
サンプルサイズ	7882		3787		4095	

Variable	タスク別就業関数					
	全サンプル		男性		女性	
	Mean	Std. Dev.	Mean	Std. Dev.	Mean	Std. Dev.
Motor-intensiveダミー	0.230	0.421	0.323	0.468	0.110	0.313
Analysis-intensiveダミー	0.250	0.433	0.285	0.451	0.206	0.405
Interaction-intensiveダミー	0.450	0.498	0.317	0.465	0.622	0.485
TASK_SHIFT	0.122	0.327	0.140	0.347	0.100	0.300
MOTOR_in	0.036	0.186	0.043	0.203	0.027	0.162
MOTOR_out	0.033	0.180	0.041	0.199	0.024	0.152
ANALYSIS_in	0.044	0.205	0.049	0.216	0.037	0.190
ANALYSIS_out	0.040	0.197	0.048	0.213	0.032	0.175
INTERACTIO_in	0.063	0.243	0.044	0.206	0.087	0.282
INTERACTIO_out	0.060	0.238	0.048	0.214	0.075	0.264
女性ダミー	0.523	0.499	0.000	0.000	1.000	0.000
年齢	43.907	9.680	44.173	9.687	43.664	9.668
大学・大学院卒ダミー	0.253	0.434	0.363	0.481	0.151	0.358
短大・高専卒ダミー	0.171	0.376	0.077	0.267	0.256	0.437
正規雇用ダミー	0.433	0.496	0.701	0.458	0.189	0.391
中企業規模ダミー	0.150	0.357	0.169	0.375	0.132	0.338
大企業規模ダミー	0.183	0.387	0.241	0.427	0.131	0.337
配偶者年収（千円）	3996.011	2804.936	1810.594	1500.986	5352.190	2559.089
未就学児数	0.258	0.597	0.271	0.609	0.247	0.585
同居ダミー	0.221	0.415	0.227	0.419	0.216	0.411
準同居ダミー	0.102	0.303	0.104	0.306	0.100	0.299
転勤ダミー	0.034	0.181	0.052	0.222	0.017	0.130
出向ダミー	0.004	0.064	0.007	0.083	0.002	0.040
転職ダミー	0.039	0.193	0.037	0.188	0.041	0.198
新規就職ダミー	0.033	0.178	0.017	0.130	0.047	0.212
出産ダミー	0.032	0.175	0.033	0.179	0.030	0.171
サンプルサイズ	48106		22953		25153	

備考) 時間当たり賃金（対数値）および配偶者年収（千円）は、平均値±3標準偏差以外を異常値とみなし、処理をした後の値を掲載している。

表 4. 男女別タスク動向（雇用形態別）

	正規					
	男性			女性		
	Motor	Analysis	Interaction	Motor	Analysis	Interaction
2004	49.28	46.97	49.74	41.97	46.99	51.33
2012	48.6	47.32	49.71	40.47	46.41	50.56

	非正規					
	男性			女性		
	Motor	Analysis	Interaction	Motor	Analysis	Interaction
2004	43.18	37.45	39.51	23.94	23.89	26.75
2012	41.96	37.7	39.81	27.97	28.19	31.55

備考) 1. 「O*NET」より筆者作成。

2. 数値は、サンプル毎のタスクデータの平均値を示す。

表 5. 賃金関数の推計結果（男性）

被説明変数（賃金対数値）	男性雇用者					
	2004			2012		
	Model1	Model2	Model3	Model1	Model2	Model3
Motor-intensiveダミー		0.0264 (0.0490)			0.0423 (0.0636)	
Analysis-intensiveダミー		0.211*** (0.0434)			0.255*** (0.0610)	
Interaction-intensiveダミー		0.0366 (0.0441)			0.0971 (0.0593)	
lnMotor-task			-0.0907 (0.103)			-0.0400 (0.111)
lnAnasysis-task			0.490*** (0.112)			0.302*** (0.0937)
lnInteraction-task			-0.197 (0.151)			0.105 (0.121)
年齢	0.0621*** (0.0106)	0.0612*** (0.0105)	0.0638*** (0.0108)	0.0609*** (0.0129)	0.0617*** (0.0127)	0.0604*** (0.0130)
年齢*2	-0.000658*** (0.000135)	-0.000654*** (0.000134)	-0.000679*** (0.000138)	-0.000643*** (0.000154)	-0.000658*** (0.000152)	-0.000644*** (0.000155)
勤続年数	0.0166*** (0.00398)	0.0164*** (0.00390)	0.0178*** (0.00398)	0.00708 (0.00526)	0.00662 (0.00520)	0.00708 (0.00526)
勤続年数*2	-9.77e-05 (0.000120)	-0.000105 (0.000117)	-0.000141 (0.000120)	7.31e-05 (0.000146)	7.18e-05 (0.000144)	6.43e-05 (0.000145)
大卒・大学院卒ダミー	0.195*** (0.0238)	0.156*** (0.0254)	0.157*** (0.0260)	0.147*** (0.0276)	0.105*** (0.0285)	0.103*** (0.0290)
短大・高専ダミー	0.0621* (0.0373)	0.0374 (0.0361)	0.0482 (0.0377)	0.0522 (0.0413)	0.0265 (0.0405)	0.0295 (0.0405)
役職ダミー	0.132*** (0.0234)	0.107*** (0.0229)	0.0943*** (0.0232)	0.160*** (0.0286)	0.136*** (0.0285)	0.137*** (0.0288)
正規雇用ダミー	0.156*** (0.0502)	0.141*** (0.0496)	0.133** (0.0527)	0.339*** (0.0497)	0.337*** (0.0488)	0.333*** (0.0498)
中企業規模ダミー	0.0992*** (0.0285)	0.0923*** (0.0278)	0.104*** (0.0289)	0.0913*** (0.0344)	0.0953*** (0.0342)	0.0904*** (0.0348)
大企業規模ダミー	0.275*** (0.0280)	0.254*** (0.0278)	0.257*** (0.0282)	0.271*** (0.0324)	0.259*** (0.0325)	0.256*** (0.0327)
定数項	5.757*** (0.192)	5.764*** (0.193)	4.987*** (0.731)	5.851*** (0.254)	5.783*** (0.254)	4.503*** (0.826)
Industry		Yes			Yes	
Observations	1,584	1,584	1,502	1,445	1,445	1,423

備考) 1. ()内はロバスト標準誤差を示す。

2. *, **, ***はそれぞれ 10, 5, 1%水準で有意であることを示す。

表 6. 賃金関数の推計結果 (女性)

	女性雇用者					
	2004			2012		
	Model1	Model2	Model3	Model1	Model2	Model3
第2段階(被説明変数:賃金自然対数値)						
Motor-intensiveダミー		-0.276*** (0.0919)			-0.0411 (0.116)	
Analysis-intensiveダミー		0.121 (0.0788)			0.357*** (0.104)	
Interaction-intensiveダミー		-0.129* (0.0672)			0.0973 (0.0964)	
lnMotor-task			-0.625 (0.397)			-0.286 (0.258)
lnAnalysis-task			0.760** (0.329)			0.821*** (0.213)
lnInteraction-task			-0.552 (0.533)			-0.335 (0.351)
年齢	-0.0166 (0.0171)	-0.0137 (0.0168)	-0.00390 (0.0175)	0.00875 (0.0185)	0.0135 (0.0182)	0.0105 (0.0186)
年齢*2	0.000135 (0.000201)	0.000101 (0.000198)	-9.47e-07 (0.000206)	-7.99e-05 (0.000210)	-0.000145 (0.000206)	-0.000110 (0.000211)
勤続年数	0.0143** (0.00642)	0.0116* (0.00635)	0.0112* (0.00647)	0.00886 (0.00581)	0.00823 (0.00568)	0.00927 (0.00576)
勤続年数*2	0.000216 (0.000225)	0.000289 (0.000222)	0.000295 (0.000224)	0.000133 (0.000199)	0.000132 (0.000195)	0.000106 (0.000197)
大卒・大学院卒ダミー	0.239*** (0.0606)	0.210*** (0.0600)	0.214*** (0.0621)	0.0827* (0.0499)	0.0842* (0.0481)	0.0848* (0.0494)
短大・高専ダミー	0.110** (0.0435)	0.0905** (0.0432)	0.0992** (0.0438)	0.0549 (0.0409)	0.0348 (0.0394)	0.0471 (0.0401)
役職ダミー	0.0623 (0.0698)	0.0382 (0.0689)	0.0146 (0.0688)	0.134** (0.0670)	0.114* (0.0658)	0.110 (0.0670)
正規雇用ダミー	0.328*** (0.0475)	0.315*** (0.0473)	0.315*** (0.0479)	0.476*** (0.0438)	0.415*** (0.0442)	0.429*** (0.0446)
中企業規模ダミー	0.117*** (0.0433)	0.0946** (0.0429)	0.117*** (0.0433)	0.00932 (0.0424)	-0.00198 (0.0416)	-0.00200 (0.0422)
大企業規模ダミー	0.101** (0.0481)	0.0912* (0.0474)	0.118** (0.0481)	0.0925** (0.0430)	0.0885** (0.0422)	0.0827* (0.0431)
lambda	-0.0197 (0.0803)	-0.0361 (0.0791)	-0.0148 (0.0802)	0.296** (0.120)	0.221* (0.118)	0.245** (0.120)
定数項	7.180*** (0.367)	7.239*** (0.363)	8.563*** (2.598)	6.497*** (0.425)	6.357*** (0.424)	5.827*** (1.846)
第1段階(被説明変数:就業ダミー)						
年齢	-0.00293 (0.00441)	-0.00293 (0.00441)	-0.00302 (0.00449)	0.0225*** (0.00490)	0.0225*** (0.00490)	0.0229*** (0.00493)
大卒・大学院卒ダミー	0.111 (0.140)	0.111 (0.140)	0.0676 (0.142)	-0.201 (0.150)	-0.201 (0.150)	-0.194 (0.151)
短大・高専ダミー	0.102 (0.123)	0.102 (0.123)	0.0832 (0.124)	0.0519 (0.149)	0.0519 (0.149)	0.0653 (0.149)
高卒ダミー	0.130 (0.108)	0.130 (0.108)	0.104 (0.109)	0.00647 (0.138)	0.00647 (0.138)	0.0118 (0.139)
配偶者年収	-6.41e-05*** (1.38e-05)	-6.41e-05*** (1.38e-05)	-6.43e-05*** (1.40e-05)	-5.34e-05*** (1.74e-05)	-5.34e-05*** (1.74e-05)	-5.36e-05*** (1.75e-05)
未就学児数	-0.604*** (0.0618)	-0.604*** (0.0618)	-0.600*** (0.0631)	-0.848*** (0.110)	-0.848*** (0.110)	-0.836*** (0.110)
定数項	0.576** (0.229)	0.576** (0.229)	0.559** (0.233)	-0.0116 (0.239)	-0.0116 (0.239)	-0.0477 (0.241)
Observations	1,488	1,488	1,438	1,168	1,168	1,151

備考) 1. ()内は標準誤差を示す。

2. *, **, ***はそれぞれ 10, 5, 1%水準で有意であることを示す。

表 7. Oaxaca 分解 (2004・2012 年)

	2004				2012		
	Model1 係数	Model2 係数	Model3 係数		Model1 係数	Model2 係数	Model3 係数
男女間賃金格差	0.667***	0.621***	0.663***	男女間賃金格差	0.575***	0.509***	0.512***
男性	7.707***	7.707***	7.717***	男性	7.676***	7.676***	7.684***
女性	7.040***	7.086***	7.054***	女性	7.101***	7.167***	7.172***
属性差(explained)	0.419***	0.387***	0.321***	属性差(explained)	0.289***	0.258***	0.233***
Motor-intensiveダミー	-	-0.0635***	-	Motor-intensiveダミー	-	-0.0370	-
Analysis-intensiveダミー	-	0.00997	-	Analysis-intensiveダミー	-	0.00485	-
Interaction-intensiveダミー	-	0.0549***	-	Interaction-intensiveダミー	-	0.00722	-
Motor-task	-	-	-0.0874***	Motor-task	-	-	-0.0862***
Analysis-task	-	-	0.0358***	Analysis-task	-	-	0.0505***
Interaction-task	-	-	0.00104	Interaction-task	-	-	-0.00782
年齢	0.00909*	0.0107**	0.00696	年齢	0.0184	0.0225*	0.0227*
勤続年数	0.132***	0.122***	0.122***	勤続年数	0.0440**	0.0406**	0.0407**
大卒ダミー	0.0979***	0.0719***	0.0712***	大卒ダミー	0.00589	0.00189	0.00144
短大高専ダミー	-0.0233***	-0.0150**	-0.0163**	短大高専ダミー	-0.00309	0.000295	0.000700
役職ダミー	0.0165	0.0129	0.00517	役職ダミー	0.00733	0.0110	0.0119
正規雇用ダミー	0.224***	0.189***	0.183***	正規雇用ダミー	0.267***	0.207***	0.205***
中小企業ダミー	0.000730	0.000566	0.000422	中小企業ダミー	0.00395	0.00191	0.00166
大企業ダミー	0.00414	0.00923	0.0107*	大企業ダミー	0.00104	0.00983	0.00709
第3次産業ダミー	-0.0418***	-0.0162	-0.0116	第3次産業ダミー	-0.0557**	-0.0125	-0.0141
定数項	-	-	-	定数項	-	-	-
係数差(explained)	0.248***	0.234***	0.342***	係数差(explained)	0.286***	0.251***	0.278***
Motor-intensiveダミー	-	0.0818**	-	Motor-intensiveダミー	-	0.0449	-
Analysis-intensiveダミー	-	0.0158	-	Analysis-intensiveダミー	-	-0.0426	-
Interaction-intensiveダミー	-	0.0424*	-	Interaction-intensiveダミー	-	0.0495	-
Motor-task	-	-	0.0109**	Motor-task	-	-	0.00195
Analysis-task	-	-	-0.00492*	Analysis-task	-	-	-0.00420
Interaction-task	-	-	0.00398*	Interaction-task	-	-	-5.52e-06
年齢	0.565***	0.516***	0.496***	年齢	0.598***	0.612***	0.629***
勤続年数	-0.0796**	-0.0628	-0.0647	勤続年数	-0.0572	-0.0521	-0.0596
大卒ダミー	-0.0492**	-0.0230	-0.0278	大卒ダミー	0.0340	0.0301	0.0309
短大高専ダミー	-0.00571	-0.00288	-0.00320	短大高専ダミー	0.00882	0.0129	0.0177
役職ダミー	0.0363	0.0263	0.0375	役職ダミー	0.0674*	0.0527	0.0579
正規雇用ダミー	-0.137**	-0.0939*	-0.0974*	正規雇用ダミー	-0.0392	0.0616	0.0608
中小企業ダミー	-0.00437	-0.000598	-0.00298	中小企業ダミー	0.000221	0.00539	0.00444
大企業ダミー	0.0643***	0.0500***	0.0484***	大企業ダミー	0.0918***	0.0559**	0.0674**
第3次産業ダミー	-0.125***	-0.0398	-0.0228	第3次産業ダミー	-0.134**	-0.0423	-0.0285
定数項	-0.00337	-0.275	-0.0305	定数項	-0.284	-0.537	-0.500**

備考) 1. *, **, ***はそれぞれ 10, 5, 1%水準で有意であることを示す。

表 8. タスク別就業関数の推計結果 (男女計)

	雇用者								
	Model1			Model2			Model3		
	Motor intensive	Analysis intensive	Interaction intensive	Motor intensive	Analysis intensive	Interaction intensive	Motor intensive	Analysis intensive	Interaction intensive
女性ダミー	-5.358*** (0.362)	-0.185 (0.219)	4.338*** (0.342)	-2.393*** (0.266)	-1.365*** (0.207)	2.626*** (0.204)	-2.402*** (0.266)	-1.366*** (0.207)	2.631*** (0.204)
年齢	0.00754 (0.0101)	0.0454*** (0.00862)	-0.0501*** (0.00995)	-0.00150 (0.00935)	0.0446*** (0.00807)	-0.0419*** (0.00747)	-0.000450 (0.00938)	0.0423*** (0.00809)	-0.0415*** (0.00752)
大卒・大学院卒ダミー	-5.818*** (0.366)	4.627*** (0.263)	-0.385* (0.209)	-3.656*** (0.271)	3.040*** (0.176)	-0.468*** (0.165)	-3.648*** (0.271)	3.044*** (0.177)	-0.464*** (0.165)
短大・高専ダミー	-2.036*** (0.253)	2.777*** (0.216)	-0.759*** (0.250)	-1.252*** (0.268)	1.800*** (0.190)	-0.514*** (0.177)	-1.252*** (0.267)	1.799*** (0.190)	-0.510*** (0.177)
配偶者年収	-0.000152*** (3.83e-05)	5.84e-05* (3.17e-05)	4.16e-05 (3.21e-05)	-0.000111*** (3.99e-05)	1.78e-05 (2.98e-05)	4.53e-05* (2.67e-05)	-0.000112*** (3.99e-05)	1.85e-05 (2.97e-05)	4.49e-05* (2.67e-05)
未就学児数	-0.251* (0.130)	0.0113 (0.101)	0.129 (0.101)	-0.139 (0.117)	0.0319 (0.0942)	-0.0123 (0.0923)	-0.154 (0.121)	0.0651 (0.0992)	-0.0251 (0.0947)
同居ダミー	-0.145 (0.200)	-0.135 (0.152)	0.352** (0.170)	-0.140 (0.179)	-0.183 (0.156)	0.334** (0.157)	-0.135 (0.179)	-0.191 (0.156)	0.335** (0.157)
準同居ダミー	0.109 (0.215)	-0.146 (0.180)	-0.0538 (0.195)	0.189 (0.200)	-0.101 (0.166)	-0.0961 (0.166)	0.187 (0.199)	-0.111 (0.167)	-0.0963 (0.165)
正規雇用ダミー	-0.231 (0.221)	1.705*** (0.196)	-0.798*** (0.189)	-0.820*** (0.217)	1.535*** (0.178)	-0.401** (0.158)	-0.782*** (0.220)	1.451*** (0.178)	-0.384** (0.159)
中企業規模ダミー	0.0139 (0.182)	0.122 (0.136)	0.201 (0.136)	-0.216 (0.181)	0.193 (0.134)	0.298** (0.128)	-0.201 (0.181)	0.169 (0.134)	0.301** (0.128)
大企業規模ダミー	-0.565*** (0.185)	-0.152 (0.149)	0.739*** (0.145)	-1.066*** (0.188)	0.423*** (0.149)	0.578*** (0.142)	-1.043*** (0.188)	0.386*** (0.149)	0.590*** (0.142)
転勤ダミー							-0.300 (0.218)	0.108 (0.156)	-0.176 (0.156)
出向ダミー							-0.874 (0.545)	0.216 (0.525)	0.303 (0.458)
転職ダミー							0.0818 (0.235)	-0.529** (0.207)	0.148 (0.174)
新規就職ダミー							0.313 (0.254)	-0.727*** (0.228)	0.0381 (0.188)
出産ダミー							0.222 (0.357)	-0.330 (0.341)	0.235 (0.294)
Industry		No		Yes				Yes	
Year		Yes		Yes				Yes	
Observations	18,491	18,491	18,491	18,491	18,479	18,491	18,491	18,479	18,491
Number of ID	4,426	4,426	4,426	4,426	4,421	4,426	4,426	4,421	4,426

備考) 1. 表中の数字は限界効果、()内は標準誤差を示す。

2. *, **, ***はそれぞれ 10, 5, 1%水準で有意であることを示す。

表 9. タスク別就業関数の推計結果 (男女別)

	男性雇用者						女性雇用者					
	Model1			Model2			Model1			Model2		
	Motor intensive	Analysis intensive	Interaction intensive	Motor intensive	Analysis intensive	Interaction intensive	Motor intensive	Analysis intensive	Interaction intensive	Motor intensive	Analysis intensive	Interaction intensive
転勤ダミー				-0.156 (0.221)	0.193 (0.171)	-0.241 (0.182)				-1.494** (0.596)	-0.243 (0.325)	-0.0215 (0.282)
出向ダミー				-0.809 (0.604)	0.240 (0.565)	0.250 (0.542)				-0.917 (1.021)	-0.948 (0.939)	0.948 (0.664)
転職ダミー				0.0429 (0.305)	-0.520* (0.312)	0.415 (0.282)				0.145 (0.356)	-0.546* (0.285)	-0.0132 (0.213)
新規就職ダミー				0.135 (0.527)	-1.162* (0.616)	0.487 (0.446)				0.482 (0.316)	-0.883*** (0.270)	-0.0309 (0.211)
出産ダミー				0.0722 (0.386)	-0.239 (0.353)	0.242 (0.328)				0.900 (0.652)	-0.638 (0.906)	0.181 (0.702)
年齢	-0.0258** (0.0111)	0.0670*** (0.0102)	-0.0519*** (0.0102)	-0.0255** (0.0111)	0.0661*** (0.0102)	-0.0512*** (0.0103)	0.0460*** (0.0168)	0.00381 (0.0135)	-0.0310*** (0.0109)	0.0492*** (0.0170)	-0.00202 (0.0136)	-0.0311*** (0.0110)
大卒・大学院卒ダミー	-3.477*** (0.274)	2.850*** (0.208)	0.126 (0.196)	-3.467*** (0.274)	2.845*** (0.208)	0.127 (0.196)	-2.971*** (0.711)	3.161*** (0.343)	-1.594*** (0.291)	-2.988*** (0.712)	3.184*** (0.347)	-1.597*** (0.291)
短大・高専ダミー	-2.131*** (0.381)	1.831*** (0.306)	0.265 (0.309)	-2.128*** (0.380)	1.833*** (0.306)	0.264 (0.309)	-0.347 (0.361)	1.749*** (0.261)	-0.969*** (0.212)	-0.356 (0.361)	1.756*** (0.264)	-0.967*** (0.212)
配偶者年収	-4.66e-05 (5.85e-05)	5.78e-05 (4.96e-05)	-1.74e-05 (4.85e-05)	-4.69e-05 (5.86e-05)	6.05e-05 (4.94e-05)	-1.89e-05 (4.86e-05)	-0.000172*** (5.51e-05)	2.46e-05 (4.12e-05)	7.04e-05** (3.26e-05)	-0.000172*** (5.51e-05)	2.44e-05 (4.12e-05)	7.07e-05** (3.26e-05)
未就学児数	-0.141 (0.133)	0.0965 (0.114)	-0.0575 (0.118)	-0.145 (0.140)	0.116 (0.122)	-0.0734 (0.125)	-0.142 (0.243)	-0.0684 (0.162)	0.0162 (0.146)	-0.168 (0.247)	-0.0162 (0.165)	0.0116 (0.145)
同居ダミー	-0.307 (0.211)	-0.139 (0.196)	0.553** (0.221)	-0.303 (0.211)	-0.144 (0.196)	0.559** (0.221)	0.199 (0.330)	-0.296 (0.254)	0.215 (0.206)	0.216 (0.332)	-0.310 (0.255)	0.215 (0.206)
準同居ダミー	-0.107 (0.237)	-0.0319 (0.205)	0.0141 (0.236)	-0.108 (0.236)	-0.0407 (0.205)	0.0155 (0.235)	0.823** (0.359)	-0.202 (0.276)	-0.251 (0.230)	0.839** (0.361)	-0.224 (0.283)	-0.249 (0.230)
正規雇用ダミー	-0.448 (0.302)	1.594*** (0.318)	-0.156 (0.302)	-0.430 (0.308)	1.479*** (0.318)	-0.0778 (0.301)	-1.357*** (0.358)	1.626*** (0.230)	-0.575*** (0.183)	-1.271*** (0.362)	1.548*** (0.231)	-0.577*** (0.185)
中企業規模ダミー	-0.479** (0.229)	0.188 (0.174)	0.305* (0.178)	-0.471** (0.230)	0.154 (0.173)	0.330* (0.179)	0.377 (0.260)	0.370* (0.213)	0.152 (0.176)	0.395 (0.259)	0.349 (0.213)	0.150 (0.176)
大企業規模ダミー	-1.180*** (0.214)	0.682*** (0.177)	0.360* (0.187)	-1.163*** (0.215)	0.627*** (0.177)	0.409** (0.187)	-0.584* (0.350)	0.0526 (0.287)	0.642*** (0.220)	-0.567 (0.352)	0.0333 (0.289)	0.636*** (0.220)
Industry		Yes			Yes			Yes		Yes		
Year		Yes			Yes			Yes		Yes		
Observations	8,978	8,967	8,978	8,978	8,967	8,978	8,989	9,512	9,512	8,989	9,512	9,512
Number of ID	2,140	2,135	2,140	2,140	2,135	2,140	2,199	2,286	2,286	2,199	2,286	2,286

備考) 1. 表中の数字は限界効果、()内は標準誤差を示す。

2. *, **, ***はそれぞれ 10, 5, 1%水準で有意であることを示す。

表 10. タスク別就業関数（女性・就業形態別）

	女性正規雇用者						女性非正規雇用者					
	Model1			Model2			Model1			Model2		
	Motor intensive	Analysis intensive	Interaction intensive	Motor intensive	Analysis intensive	Interaction intensive	Motor intensive	Analysis intensive	Interaction intensive	Motor intensive	Analysis intensive	Interaction intensive
転勤ダミー				-1.621 (1.280)	-1.012** (0.402)	0.589 (0.414)				-1.601** (0.635)	0.300 (0.527)	-0.587 (0.412)
出向ダミー										-0.501 (0.941)	0.768 (0.792)	0.262 (0.710)
転職ダミー				-2.541 (2.324)	-0.374 (0.580)	0.867* (0.518)				0.255 (0.348)	-0.593* (0.339)	-0.107 (0.233)
新規就職ダミー				7.640 (4.918)	-1.357 (0.826)	-0.367 (0.910)				0.363 (0.320)	-0.819*** (0.299)	-0.0995 (0.218)
出産ダミー				1.532 (0.987)	0.0878 (1.224)	-0.259 (0.940)				-0.334 (0.838)	-1.478 (0.983)	0.972 (0.869)
年齢	0.123** (0.0491)	0.0566** (0.0242)	-0.105*** (0.0222)	0.162** (0.0664)	0.0546** (0.0244)	-0.104*** (0.0223)	0.0215 (0.0187)	-0.0259 (0.0174)	0.000558 (0.0125)	0.0246 (0.0189)	-0.0336* (0.0176)	-0.000363 (0.0127)
大卒・大学院卒ダミー	-4.872*** (1.608)	5.360*** (0.682)	-3.865*** (0.605)	-6.077*** (2.319)	5.423*** (0.690)	-3.877*** (0.610)	-3.045*** (0.926)	2.065*** (0.436)	-0.557 (0.354)	-3.056*** (0.924)	2.074*** (0.438)	-0.552 (0.354)
短大・高専ダミー	-4.632*** (1.360)	2.758*** (0.476)	-1.323*** (0.399)	-5.870*** (2.078)	2.789*** (0.480)	-1.306*** (0.402)	0.0227 (0.375)	1.322*** (0.331)	-0.739*** (0.238)	0.0126 (0.375)	1.312*** (0.333)	-0.731*** (0.237)
配偶者年収	-0.000811*** (0.000251)	-2.55e-06 (7.58e-05)	0.000231*** (7.07e-05)	-0.000951*** (0.000343)	7.64e-06 (7.64e-05)	0.000229*** (7.09e-05)	-6.01e-05 (5.97e-05)	6.36e-05 (5.18e-05)	-5.52e-06 (3.73e-05)	-6.11e-05 (5.99e-05)	6.45e-05 (5.15e-05)	-6.38e-06 (3.74e-05)
未就学児数	0.0963 (0.376)	-0.152 (0.272)	-0.0582 (0.204)	0.0869 (0.425)	-0.103 (0.263)	-0.0413 (0.190)	-0.403 (0.288)	0.0271 (0.212)	0.0698 (0.185)	-0.435 (0.287)	0.106 (0.221)	0.0562 (0.186)
同居ダミー	0.989 (0.694)	-0.527 (0.424)	0.123 (0.355)	1.341 (0.924)	-0.533 (0.429)	0.0926 (0.358)	0.0645 (0.359)	-0.355 (0.354)	0.154 (0.257)	0.0617 (0.360)	-0.380 (0.353)	0.158 (0.258)
準同居ダミー	2.289** (0.905)	-0.0950 (0.499)	-0.519 (0.495)	3.003** (1.191)	-0.0913 (0.502)	-0.539 (0.504)	0.625 (0.384)	-0.272 (0.356)	-0.197 (0.259)	0.632* (0.384)	-0.306 (0.367)	-0.203 (0.259)
中企業規模ダミー	-0.459 (0.668)	1.055*** (0.386)	-0.253 (0.380)	-0.660 (0.902)	1.057*** (0.389)	-0.259 (0.378)	0.366 (0.282)	0.122 (0.266)	0.213 (0.197)	0.364 (0.280)	0.0767 (0.267)	0.212 (0.198)
大企業規模ダミー	-2.867*** (0.972)	0.790* (0.473)	0.667* (0.404)	-3.242*** (1.194)	0.854* (0.470)	0.650 (0.410)	-0.252 (0.367)	-0.184 (0.392)	0.608** (0.256)	-0.255 (0.366)	-0.215 (0.395)	0.607** (0.257)
Industry		Yes			Yes			Yes		Yes		Yes
Year		Yes			Yes			Yes		Yes		Yes
Observations	1,629	2,677	2,709	1,623	2,671	2,703	6,525	6,659	6,794	6,525	6,659	6,794
Number of ID	562	773	787	561	772	786	1,708	1,737	1,761	1,708	1,737	1,761

備考) 1. 表中の数字は限界効果、()内は標準誤差を示す。

2. *, **, ***はそれぞれ 10, 5, 1%水準で有意であることを示す。

表 11. タスク間推移確率の推計結果（男女計）

TASK_SHIFT	雇用者						
	Motor-intensive		Analysis-intensive		Interaction-intensive		
	In	Out	In	Out	In	Out	
女性ダミー	-0.702*** (0.123)	-0.182 (0.198)	-0.291 (0.281)	-0.996*** (0.184)	-0.270 (0.239)	0.140 (0.142)	-1.020*** (0.186)
年齢	0.0134*** (0.00493)	-0.00475 (0.00766)	0.00583 (0.0105)	0.00290 (0.00664)	0.00474 (0.00946)	0.00200 (0.00633)	0.0211*** (0.00752)
大卒・大学院卒ダミー	-0.0680 (0.0989)	-0.593*** (0.142)	0.941*** (0.240)	0.260** (0.119)	-1.269*** (0.163)	-0.0141 (0.108)	0.0604 (0.145)
短大・高専ダミー	0.0266 (0.110)	-0.194 (0.156)	0.493* (0.262)	0.164 (0.124)	-0.522*** (0.188)	0.0840 (0.116)	0.00580 (0.161)
配偶者年収	-5.49e-05*** (1.86e-05)	-0.000112*** (3.29e-05)	-1.93e-05 (4.92e-05)	2.69e-05 (2.66e-05)	-7.58e-06 (3.42e-05)	1.15e-05 (2.25e-05)	-0.000112*** (2.84e-05)
未就学児数	-0.114 (0.0728)	-0.0952 (0.117)	-0.177 (0.157)	-0.102 (0.110)	0.0165 (0.146)	0.105 (0.101)	-0.139 (0.125)
同居ダミー	-0.0410 (0.0985)	-0.0777 (0.169)	-0.0288 (0.216)	-0.172 (0.148)	0.118 (0.182)	-0.0162 (0.118)	-0.330** (0.154)
準同居ダミー	0.0869 (0.107)	0.139 (0.149)	0.176 (0.240)	0.226* (0.137)	0.0472 (0.192)	-0.146 (0.136)	-0.0870 (0.166)
正規雇用ダミー	-0.200** (0.0964)	-0.450*** (0.167)	0.0425 (0.233)	0.561*** (0.144)	-0.677*** (0.193)	0.147 (0.123)	-0.0741 (0.151)
Industry				Yes			
Year				Yes			
Observations	16,904	2,708	3,511	2,708	4,179	2,708	7,331
Number of ID	4,062	1,407	1,231	1,407	1,456	1,407	2,301

備考) 1. 表中の数字は限界効果、()内は標準誤差を示す。

2. *, **, ***はそれぞれ 10, 5, 1%水準で有意であることを示す。