



日本における有期労働契約と賃金格差 : 分解分析

佐野, 晋平
尹, 相芸

(Citation)

国民経済雑誌, 229(2):71-86

(Issue Date)

2025-06-10

(Resource Type)

departmental bulletin paper

(Version)

Version of Record

(JaLCD0I)

<https://doi.org/10.24546/0100496604>

(URL)

<https://hdl.handle.net/20.500.14094/0100496604>



国民経済雑誌

THE
KOKUMIN-KEIZAI ZASSHI

(JOURNAL OF ECONOMICS & BUSINESS ADMINISTRATION)

日本における有期労働契約と賃金格差：
分解分析

佐 野 晋 平
尹 相 芸

国民経済雑誌 第229巻 第2号 抜刷

2025年6月

神戸大学経済経営学会

日本における有期労働契約と賃金格差： 分解分析

佐 野 晋 平^a
尹 相 芸^b

本稿はPIAACを用いて無期雇用と有期雇用の賃金格差を分析した。特に、スキルの違いに注目し、平均だけではなく分布での差、そして分布における要因分解を行なった。OLSの結果によると、無期雇用と有期雇用の賃金格差は個人属性を制御すると縮小するが、この傾向はスキルを制御したとしても同様である。分位点回帰の結果によると、男性は無期雇用と有期雇用の分位による差異は大きくないが、女性は賃金分布の中位から高位のみで差が見られる。FFL分解の結果によると、有期と無期の差は男性では構成効果の傾向から説明でき、女性は賃金構造効果の要因が強いと考えられる。スキルに関する分布の差を検討したところ、男性においてはスキル分布の高位を除けばスキルの差は観察されない一方で、女性においてはスキル分布の下位においてスキルの差が観察される。ただし、スキルの分位における差は近年のデータの方がより顕著である可能性がある。

キーワード 有期労働契約、スキル、要因分解

1 は じ め に

日本において雇用形態の多様化に関わる論点は多岐にわたるが、そのひとつに労働契約で明確にされる期間の有無の論点がある。労働契約期間の有無の持つ意味を明らかにすることは雇用機会の特質を明らかにする上でも重要といえる。佐野・勇上（2014）、佐野・宮・勇上（2023）によると、労働契約期間の特徴は労働者が担当する仕事の性質と労働費用により、仕事の性質や労働費用に応じて有期雇用が利用される。ただし、その際に、労働契約期間の有無により処遇はどの程度異なるのか、すなわち期限の定めの有無による賃金格差がどの程度であり、それは妥当であるかが論点となる。

日本において、労働契約期間の有無を含む多様な雇用形態の賃金差を検討した研究は数多

a 神戸大学大学院経済学研究科, sano@econ.kobe-u.ac.jp

b 大阪経済法科大学経済学部, 神戸大学大学院経済学研究科, x-yin@s.keiho-u.ac.jp

く存在し、その多くで有期雇用と無期雇用の賃金差を確認している（たとえば近年のものと、川口 2018, 島貫 2018, Genda et al. 2019, 安井ほか 2019, 小前・玄田 2020）。なかでも、独自に収集した調査に基づき有期雇用の待遇を明らかにした安井ほか（2019）は貴重である。安井ほか（2019）は多様な雇用形態を持つ労働者を多く集めるようにデザインされたウェブ調査を利用し、有期雇用は無期雇用と比べ賃金は低い、属性を制御するとその差は小さくなる点を発見している。また、Oxaca-Blinder 分解から男女ともに有期雇用と無期雇用の差の多くは属性の差で説明できることを示し、特に女性においては観察されない属性の差の部分は統計的に有意な差を観察していないことを発見している。ただし、安井ほか（2019）は、観察されない能力などによるバイアスがない結果である点を留保している。また、格差に関して平均的な寄与を明らかにしているが、それが分布においてどのように異なるかまでは検討されていない。データから観察されない能力の一つとしてスキルが考えられるが、有期雇用と無期雇用で異なるスキルを持つのであれば、有期雇用と無期雇用の賃金差は過大あるいは過小に計測される。加えて、平均的な差だけではなく、賃金分布の上位と下位で有期雇用と無期雇用の賃金差を検討する必要がある。

そこで本稿は、無期雇用と有期雇用の賃金格差がスキルの違いに起因するかを明らかにすることを目的とする。その際に、分布における差に注目し、賃金格差がスキルを含む個人属性の違いと、それらでは説明できない部分にさらに分解することで検討する。具体的には、スキルを客観的な指標として計測している国際成人力調査（PIAAC）の個票データで賃金関数を推定することにより、スキルを制御した上での有期雇用と無期雇用の賃金格差を分析する。さらに、分位点回帰を用いた分布への影響も明らかにする。加えて、Firpo, Fortin, and Lemieux (2009, 2018)（以下、FFL 分解）に基づき分布におけるグループ間の要因分解を行う。

本稿の構成は以下の通りである。次節において分析手法について説明し、3 節では用いるデータを説明し、4 節で分析結果を示し、5 節でまとめる。

2 分 析 方 法

本稿の分析枠組みは安井ほか（2019）に準拠し、無期雇用と有期雇用の賃金格差を分析する。さらに本稿では、スキルの違い、分布での違いに焦点を当てた分析も行う。

賃金関数を(1)式のように設定する。

$$\ln(W_i) = \beta FT_i + controls_i + u_i \quad (1)$$

ここで、個人 i , W は賃金, FT は有期雇用を示すダミー変数, $controls$ は個人属性, u は誤差項である。個人属性を制御しない場合の有期雇用ダミーの係数と、個人属性を制御した場合の有期雇用ダミーの係数を比較することにより、有期と無期の賃金格差は観察される属性

の違いでどの程度説明できるかどうかを検討する。加えて、*controls* の中に、スキルを示す変数を含める場合の有期雇用ダミーの係数と、含めない場合の係数を比較することで、有期と無期の賃金格差はスキルの違いでどの程度説明できるかを検討する。さらに、分位点回帰により、賃金分布における差をあわせて検討する。

安井ほか（2019）は Oxaca-Blinder 分解により平均値における賃金差を属性の差と属性以外の差に分解しているが、本稿では FFL 分解（Firpo, Fortin, and Lemieux 2009, 2018）を用いる。

FFL 分解において、次のような RIF 関数（Recentered Influence Function）を設定する。

$$RIF(w; Q_\tau) = Q_\tau + \frac{\tau - 1[w_t \leq Q_\tau]}{f_w(Q_\tau)} \quad (2)$$

RIF 関数は期待値をとると Q_τ となるような関数である。 Q_τ における賃金関数を RIF 関数で表現すると次のようになる。

$$RIF(\ln(w_{i,g}); Q_{\tau,g}) = \alpha_{\tau,g} + X_{i,g}\beta_{\tau,g} + u_{\tau,ig} \quad (3)$$

ここで、個人 i 、グループ g （無期 P と有期 F ）、分位 τ 、 X は説明変数のセットである。

各グループの差 (Δ_τ) をとり、分解すると次のようになる。

$$\begin{aligned} \Delta_\tau &= E[RIF(\ln(w_m); Q_{\tau,m})] - E[RIF(\ln(w_f); Q_{\tau,f})] \\ &= (X_P - X_F)\beta_{\tau,iF}^* + X_P(\beta_{\tau,iP} - \beta_{\tau,iF}) \end{aligned} \quad (4)$$

ここで、 $(X_P - X_F)\beta_{\tau,iF}^*$ は構成効果（Composition Effect）を示し、 $X_P(\beta_{\tau,iP} - \beta_{\tau,iF})$ は賃金構造効果（Wage Structure Effect）を示す。全体の賃金格差のうち、構成効果は属性の違いで説明できる部分、賃金構造効果は属性の違いでは説明できない部分に対応する。

最後に、スキルを被説明変数とし、雇用形態と属性を説明変数とした、分位点回帰で、有期雇用と無期雇用の分布におけるスキルの差を検討する。

3 データ

本稿で用いるデータは、PIAAC（国際成人力調査）の第1ウェーブと第2ウェーブの International Public Use Data の日本の個票データである。PIAAC は、「各国の成人の社会生活で求められるスキル（成人力）を測定するとともに、スキルと年齢、学歴、所得等の社会経済的背景との関連や影響を調べる」ことを目的とした OECD により実施される国際比較調査である。16歳から65歳の成人を対象として、各国共通の調査票に基づき、言語や数的なスキルの習熟度だけでなく、学歴や仕事の状況、そして訓練状況について調査したものである。2011から2012年にかけて第1ウェーブの調査が実施され、2022から2023年にかけて第2ウェーブの調査が実施された。

日本では、2011年に第1ウェーブを、2022年に第2ウェーブの調査がそれぞれ実施された。

調査対象は調査日時点で、層化二段抽出により無作為抽出された16歳以上65歳以下の男女である。第1ウェーブでは5173人が、第2ウェーブでは5165人がそれぞれ参加している。

PIAACで調査された各国の個票データは、OECDのウェブサイトよりInternational Public Use Dataの形で提供されている。本稿では、OECDのウェブサイトよりダウンロードした、第1ウェーブと第2ウェーブの日本のデータを分析に用いる。³⁾

PIAACは、様々なスキルやスキル形成と社会経済的背景の関係を分析することのできる貴重なデータであるが、次のような制約もある。まず、PIAACはクロスセクションデータであるため、第1ウェーブと第2ウェーブにおいて同一主体を追跡したデータではない。次に、PIAACのInternational Public Use Dataには、各国で利用の制限のある項目が存在する。執筆時点において、日本の第2ウェーブデータについては、スキルや雇用契約期間の有無に関する変数を利用することはできるが、賃金関数を推定するのに必要な年齢、仕事そして年収に関する変数を利用することができない⁴⁾。そのため、本稿では、賃金関数の推定およびFFL分解に関しては第1ウェーブを、スキルの分布に関する分析に関しては第1ウェーブと第2ウェーブをそれぞれ用いる。

分析に必要な変数は次のように定義した。有期雇用かどうかは、「あなたはどのような雇用契約を結んでいますか」に対して、「正社員・正規職員（期間の定めのある契約）」を有期雇用、「正社員・正規職員（期間の定めのない契約）」を無期雇用と定義した。なお、同設問への回答には、他にも契約社員などであるか、パートアルバイトで期間の定めの有無などあるが、本稿では正社員・正規職員のなかで、期間の定めの有無を分析対象とする。

年収については、「現在の事業から得られた昨年のあなたの総収入はいくらですか。経費は差し引いて、所得税、社会保険料などを差し引く前の金額」を対数変換した数値を用いた。学歴は、国際規格であるISCED区分で6つのカテゴリーで分類された最終学歴情報から、中卒、高卒、大卒、修士以上卒ダミーをそれぞれ作成した。月労働時間は、週あたりの労働時間である「あなたは通常週に何時間その仕事に従事しますか。残業時間は手当の有無にかかわらず含めてください。ただし、昼休みなどの休憩時間は除きます。」を4倍することにより算出した。仕事年数は、現在の年齢から最後の学校を卒業した時の年齢を引くことにより算出した。勤続年数は、現在の年齢から現在の勤め先で働き始めた年齢を引くことにより算出した。婚姻状況は「配偶者またはパートナーと一緒に住んでいますか。」より、同居していれば1、そうでなければ0をとるダミー変数で代理した。その他、子供の数、勤め先の産業と職業に関するダミー変数を作成した。スキルの指標として、言語スコアと数値スコアの⁵⁾数値を用いた。

表1は分析に用いた変数の記述統計を、雇用契約期間の有無別、性別に示したものである。分析サンプルは男性で最大2755、女性で最大1322である。分析サンプルにおける有期雇用の

表 1 記述統計

パネル A	男女計					
	無期			有期		
	観測数	平均	標準偏差	観測数	平均	標準偏差
対数賃金	2414	12.48	0.87	591	11.99	0.84
有期ダミー	2512	0.00	0.00	606	1.00	0.00
男性ダミー	2512	0.57	0.50	606	0.38	0.49
中卒ダミー	2512	0.43	0.50	606	0.53	0.50
高校から専門学校ダミー	2512	0.24	0.43	606	0.25	0.43
大学ダミー	2512	0.29	0.45	606	0.21	0.40
修士以上ダミー	2512	0.04	0.20	606	0.01	0.12
月勤務時間	2507	170.01	54.35	605	139.36	56.73
literacy スコア	2512	301.96	37.81	606	292.03	38.21
numercy スコア	2512	294.93	43.56	606	285.82	40.75
仕事年数	2509	21.44	12.19	606	26.98	13.65
仕事年数の二乗	2509	608.13	571.15	606	913.78	709.33
勤続年数	2512	11.97	10.68	606	9.59	11.31
勤続年数の二乗	2512	257.23	381.83	606	219.58	433.55
配偶者(パートナー)と同居ダミー	2296	0.71	0.45	566	0.71	0.45
子供数	2508	1.27	1.17	606	1.51	1.41

パネル B	男性					
	無期			有期		
	観測数	平均	標準偏差	観測数	平均	標準偏差
対数賃金	1366	12.81	0.80	225	12.41	0.73
有期ダミー	1430	0.00	0.00	231	1.00	0.00
男性ダミー	1430	1.00	0.00	231	1.00	0.00
中卒ダミー	1430	0.44	0.50	231	0.49	0.50
高校から専門学校ダミー	1430	0.15	0.36	231	0.15	0.36
大学ダミー	1430	0.35	0.48	231	0.33	0.47
修士以上ダミー	1430	0.06	0.24	231	0.03	0.16
月勤務時間	1427	188.81	47.45	231	162.16	58.20
literacy スコア	1430	303.92	38.69	231	289.45	39.52
numercy スコア	1430	301.49	44.90	231	288.77	43.67
仕事年数	1429	21.33	11.87	231	27.85	15.13
仕事年数の二乗	1429	595.72	551.66	231	1003.42	788.08
勤続年数	1430	14.16	11.25	231	15.29	15.31
勤続年数の二乗	1430	326.94	419.76	231	467.03	630.30
配偶者(パートナー)と同居ダミー	1286	0.75	0.43	212	0.70	0.46
子供数	1428	1.22	1.14	231	1.31	1.18

パネル C	女性					
	無期			有期		
	観測数	平均	標準偏差	観測数	平均	標準偏差
対数賃金	1048	12.06	0.76	366	11.74	0.81
有期ダミー	1082	0.00	0.00	375	1.00	0.00
男性ダミー	1082	0.00	0.00	375	0.00	0.00
中卒ダミー	1082	0.42	0.49	375	0.55	0.50
高校から専門学校ダミー	1082	0.36	0.48	375	0.31	0.46
大学ダミー	1082	0.20	0.40	375	0.13	0.33
修士以上ダミー	1082	0.02	0.13	375	0.01	0.09
月勤務時間	1080	145.17	52.91	374	125.27	51.01
literacy スコア	1082	299.38	36.46	375	293.62	37.33
numercy スコア	1082	286.25	40.13	375	283.99	38.78
仕事年数	1080	21.58	12.61	375	26.44	12.65
仕事年数の二乗	1080	624.55	595.82	375	858.56	651.12
勤続年数	1082	9.06	9.11	375	7.75	8.23
勤続年数の二乗	1082	165.10	301.33	375	127.71	267.67
配偶者(パートナー)と同居ダミー	1010	0.67	0.47	354	0.71	0.45
子供数	1080	1.33	1.19	375	1.64	1.52

比率は男性で36％，女性で42％である。無期と有期で属性の違いを確認すると，男性において，学歴や婚姻，子供数はほぼ同等であるが，月労働時間やスコアはそれぞれ無期の方が大きい。ただ，仕事年数や勤続年数は有期の方が長い，第1ウェーブはいわゆる「無期転換ルール」が実施される以前の時期であるため有期雇用の繰り返し，あるいは再雇用を含む可能性が高い。女性においても，学歴や婚姻，子供数はほぼ同等で，月労働時間，スコアや勤続年数はそれぞれ無期の値が大きい。仕事年数は有期雇用の方が長い，これは両グループでの年齢の違いを反映している可能性がある。

表で示していないが，産業と職業分布について述べよう。産業は，製造業，小売・卸売業，医療・福祉業の割合が相対的に高く，無期雇用と有期雇用とで産業の分布に特筆すべき違いは観察されない。職業については，専門職，技術者職，事務職，サービス・販売職の割合が相対的に高く，サービス・販売職においては有期雇用が無期雇用より高いという違いが見られるが，それ以外の職業で特筆すべき差はない。

4 分 析 結 果

本節では，PIAAC を用い，無期雇用と有期雇用の賃金差を推定する。4.1では OLS と分

位点回帰で賃金関数を推定し、平均と分布における差を検討する。4.2ではFFL分解を応用し、無期雇用と有期雇用の賃金差を属性の構成効果と賃金構造効果に分解する。4.3では、無期雇用と有期雇用におけるスキル分布の差をPIAACの第1ウェーブと第2ウェーブから分析する。

4.1 回帰分析と分位点回帰

表2は有期雇用と無期雇用の賃金差をOLSで推定した結果である。まずは、スキルの差を制御しない場合を検討しよう。表2の(1)から(5)は男女をプールした結果である。(1)の結果によると、属性を制御しない場合、有期雇用は無期雇用と比べ年収は35.4%低い。ただし、(2)以降のように経験年数や学歴などの属性を制御すると、有期雇用と無期雇用の年収差は18%まで縮小する。さらに労働時間を制御すると9.4%(3)、配偶者や子供の数を制御すると7.7%(4)、産業や職業を制御すると約8.3%(5)まで年収差は縮小する。属性を制御することにより、有期雇用と無期雇用の賃金差が縮小する傾向は安井ほか(2018)と同様である。

スキルの違いを制御するために言語スコアと数的スコアを制御した結果は表2の(6)である。スキルを制御すると有期雇用と無期雇用の年収差は約9.5%である。スキルを制御しない場合の約8.3%と比べると、スキルを制御しないことにより有期ダミーの係数に下方バイアスが生じていたことを示唆する。ところで、(6)の結果によると、言語スコアの係数は-0.002で、数的スコアの係数は0.003であり、言語スコアは年収と負、数的スコアは年収と正の相関を持つ。この結果はスキルの賃金へのリターンを計測したHanushek et al. (2015)や安井ほか(2020)と類似した結果である。ここでスキル変数を含めないことにより、有期ダミーの係数に下方バイアスが生じるということは、言語スコアは有期ダミーと正の相関を持ち、数的スコアは有期ダミーと負の相関を持つことを示唆する。この点は、4.3節で再度検討する。

表2の(7)はスキルの差を制御しない場合の男性、(9)は女性の結果を示している。男性においては有期雇用と無期雇用の年収差は約11.3%であるのに対し、女性においては有期雇用のほうが無期雇用と比べ約6.3%年収が高い。

スキルを制御した場合の男女での有期雇用と無期雇用の年収差はどうか。男性サンプルにおいて、スキルの差を制御すると、有期雇用と無期雇用の年収差は約11.6%である(表2の(8))。男性においては、確かにスキルを制御するかどうかで有期ダミーの係数に下方バイアスが生じられるが、両者に大きな違いは観察されない。男性においては、スキルと雇用契約期間の有無の相関が小さい可能性を示唆する。

女性サンプルにおいては、スキルの差を制御すると、有期雇用と無期雇用の年収差は約8%である(表2の(10))。女性においては、スキル変数を制御しなければ、有期ダミーの係数

表2 推定結果 (OLS)

サンプル	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
被説明変数	男女計					男性				
	対数年収									
有期ダミー	-0.354 (0.036)	-0.183 (0.034)	-0.094 (0.032)	-0.077 (0.034)	-0.083 (0.033)	-0.095 (0.033)	-0.113 (0.057)	-0.116 (0.057)	0.063 (0.035)	-0.080 (0.035)
男性ダミー	0.732 (0.029)	0.564 (0.028)	0.330 (0.028)	0.343 (0.030)	0.338 (0.032)	0.325 (0.032)				
高校から専門学校ダミー		0.162 (0.034)	0.145 (0.031)	0.136 (0.033)	0.030 (0.033)	0.028 (0.033)	0.074 (0.058)	0.068 (0.058)	0.028 (0.036)	0.030 (0.036)
大学ダミー		0.366 (0.033)	0.349 (0.031)	0.340 (0.033)	0.139 (0.036)	0.092 (0.037)	0.142 (0.050)	0.010 (0.052)	0.116 (0.049)	0.078 (0.050)
修士以上ダミー		0.642 (0.072)	0.607 (0.066)	0.596 (0.077)	0.296 (0.077)	0.254 (0.078)	0.326 (0.094)	0.281 (0.095)	0.259 (0.168)	0.239 (0.168)
月勤務時間			0.006 (0.000)	0.006 (0.000)	0.006 (0.000)	0.006 (0.000)	0.003 (0.094)	0.003 (0.095)	0.009 (0.000)	0.008 (0.000)
literacy スコア						-0.002 (0.001)		-0.000 (0.001)		-0.002 (0.001)
numercy スコア						0.003 (0.001)		0.002 (0.001)		0.003 (0.001)
経験年数, 勤続年数	N	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y
配偶者, 子供	N	N	N	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y
産業, 職業	N	N	N	N	Y	Y	Y	Y	Y	Y
観測数	3005	3002	3001	2755	2755	2755	1433	1433	1322	1322
決定係数	0.216	0.350	0.457	0.465	0.512	0.518	0.313	0.318	0.572	0.578

注：括弧の中は標準誤差を示す。Yはそれぞれ、説明変数として、経験年数、経験年数の2乗、勤続年数、勤続年数の2乗、配偶者と同居の有無、子供の数、産業ダミー、職業ダミーが含まれていることを意味する。

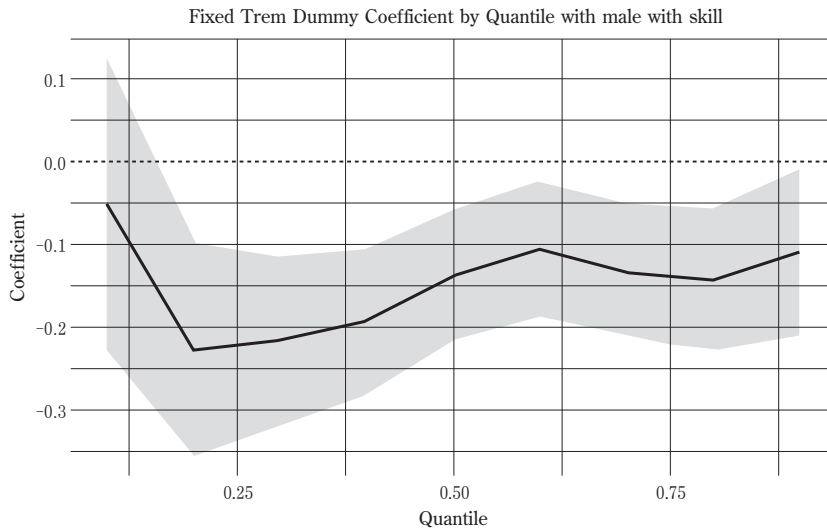
は正であったのに対し、スキルの差を制御すると係数は負の値を取る。スキルを制御するかどうかで有期ダミーの係数に下方バイアスが示唆されることは男性と同様だが、その変化の大きさは異なる。女性においては、スキルと雇用契約期間の有無の相関が大きい可能性がある。加えて、女性においては、スキルが同等だとしても、有期雇用は無期雇用と比べ年収（賃金）が低い。

図1は分位点回帰による有期雇用ダミーの係数を男女それぞれに示したものである。なお、説明変数はスキルだけではなくすべての個人属性を含めている。男性サンプルの結果によると、すべての分位において有期雇用ダミーの係数は負であるが、低分位においては統計的に有意な差は観察されない。また、低分位から高分位にかけてややU字のような傾向がみとれるが、分位間で大きな差は観察されない。すなわち、男性においては、スキルを制御したとしても、平均だけではなく分布においても有期雇用と無期雇用に賃金差が観察される。

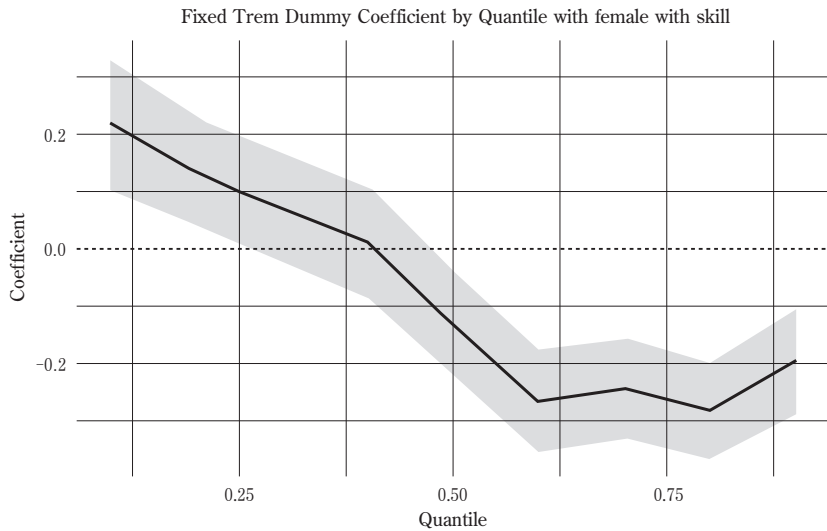
女性サンプルの結果によると、有期雇用ダミーの係数は低分位から高分位にかけて右下がりである。低分位においては、有期雇用ダミーの係数は正であり、スキルが同等であっても有期雇用は無期雇用と比べ年収が高い。一方で、50パーセンタイルあたりから高分位にかけ

図1 分位点回帰の結果（有期ダミーの係数）

男性サンプル



女性サンプル



注：実線は分位点ごとの有期ダミーの係数，シャドウは95%信頼区間を示す。説明変数は表2の(8)，(10)と同様である。観測数はそれぞれ男性で1433，女性で1322である。

て有期雇用ダミーの係数は負となる。

分布における有期雇用と無期雇用の賃金差の傾向は男性と女性で異なる。この違いを探るため，FFL分解による要因分解を行う。

4.2 FFL 分解

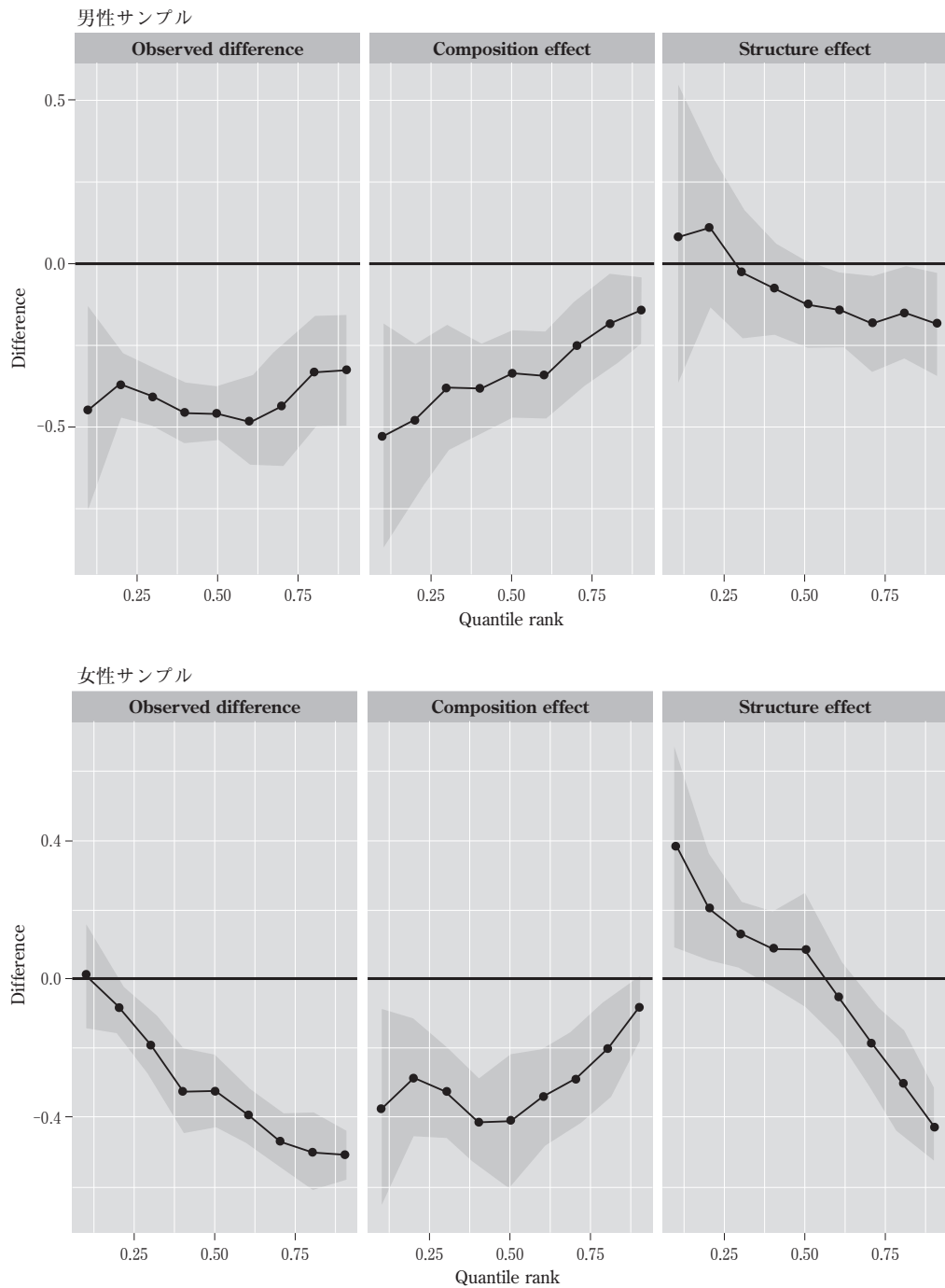
図2はFFL分解の結果を男女それぞれに示したものである。なお、説明変数はスキルだけではなくすべての個人属性を含めている。FFL分解の結果を示す図はそれぞれ3つのパネルからなっている。1番目のパネルは有期雇用と無期雇用の観察される賃金差を、2番目のパネルは賃金差のうち観察できる属性の違いで生じる差を示す構成効果(Composition Effect)を、賃金差のうち属性では観察できない部分で生じる差を示す賃金構造効果(Wage Structure Effect)を、それぞれ表している。

男性サンプルにおいて、観察される有期雇用と無期雇用の賃金差は全ての分位でマイナスであり、ややU字の形状を持つが、分位間で大きな差は観察されない。構成効果のパネルによると、全体的にマイナスであり右上がりの関係を持つことから、観察される賃金差の傾向を説明する主要な要因は属性の違いで生じると考えられる。賃金構造効果のパネルによると、低分位においては有期雇用と無期雇用の差を縮小させる方向に寄与するが統計的に有意でないことから属性の差で生じた賃金差を縮小させるほどの要因ではない。一方で、高分位では有期雇用と無期雇用の差を拡大させる方向に寄与しているため、属性の差で生じる賃金差以上の差を、観察される賃金差に生じさせていることがわかる。

女性サンプルにおいて、観察される有期雇用と無期雇用の賃金差は低分位を除き、25パーセンタイルより上位の分位でマイナスという右下がりの関係が観察される。構成効果のパネルによると、全体的にマイナスであり右上がりの関係を持つ。この傾向は男性と同様である。賃金構造効果のパネルによると、低分位においては有期雇用と無期雇用の差を縮小させる方向に寄与するため、属性の差で生じる賃金差を縮小させることで、観察される賃金差を縮小させていることがわかる。一方で、高分位では有期雇用と無期雇用の差を拡大させる方向に寄与しているため、属性の差で生じる賃金差以上の差を、観察される賃金差に生じさせている。

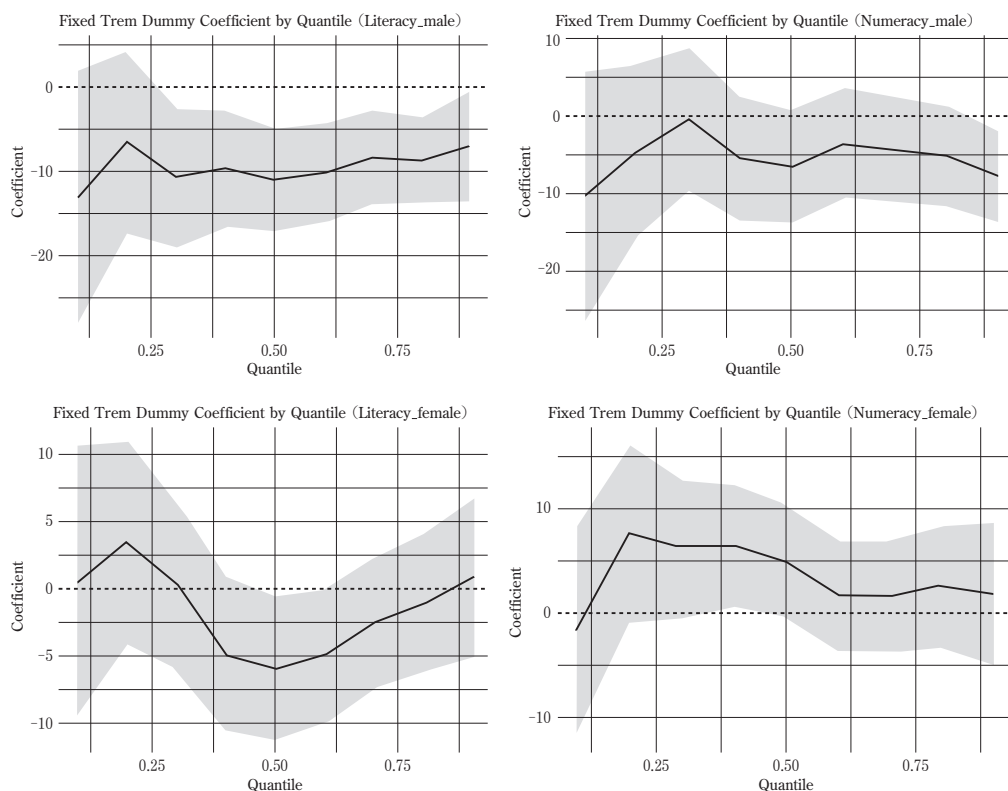
安井ほか(2019)の結果と比較してみよう。安井ほか(2019)はOxaca-Blinder分解により平均的には男女ともに有期雇用と無期雇用の差は属性の差で説明でき、特に女性においては観察されない属性の差の部分は統計的に有意な差が観察されないことを示している。本稿の結果によると、男性サンプルにおいては平均について検討した安井ほか(2019)と類似しており、平均だけではなく分布においても同様の結果であると言える。女性にサンプルにおいては、本稿の結果における50パーセンタイル部分における結果をみると、観察される賃金差のうち属性の差で説明できる部分が多くを占めており、属性の差では説明できない部分は統計的に有意ではないことから、平均について検討した安井ほか(2019)と類似した結果と言える。ところが、低分位と高分位では属性の差では説明できない部分の影響が大きく、さらに相反する影響を持つことがわかる。

図2 FFL分解の結果



注：実線は分位点ごとの有期ダミーの係数，シャドウは95%信頼区間を示す。説明変数は表2の(8)，(10)と同様である。観測数はそれぞれ男性で1433，女性で1322である。

図3 無期と有期のスキル分布の差 第1ウェーブ



注：実線は分位点ごとの有期ダミーの係数，シャドウは95%信頼区間を示す。説明変数は表2の(8)，(10)と同様である。観測数はそれぞれ男性で1433，女性で1322である。

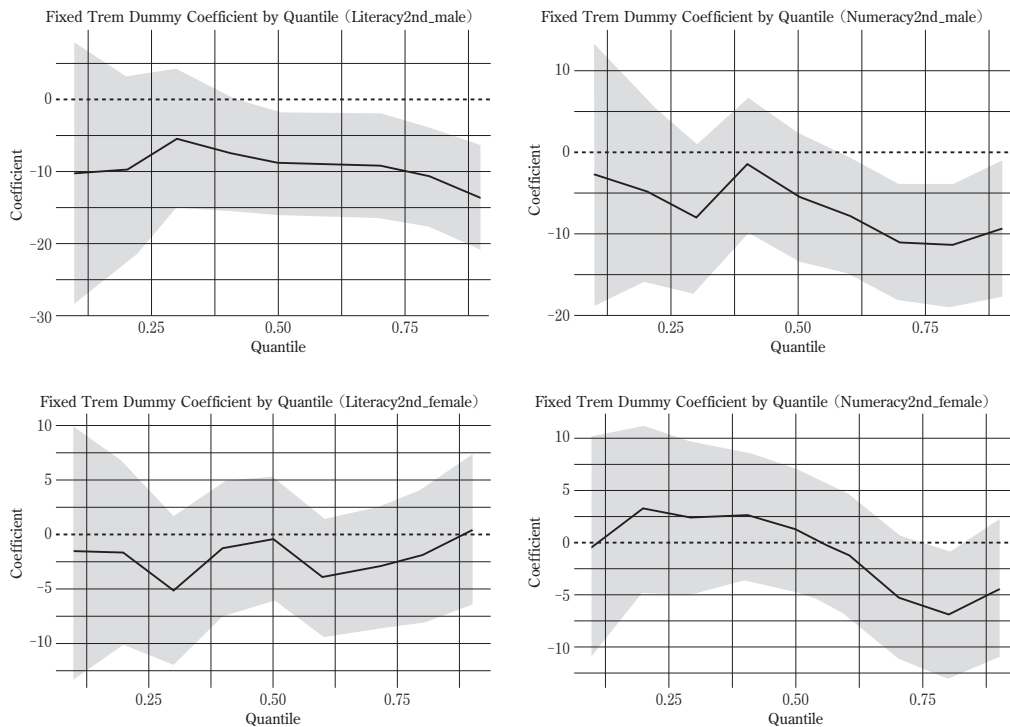
4.3 スキル分布の差

図3は、PIACCの第1ウェーブのデータを用い、言語スキルおよび数的スキルをそれぞれ被説明変数とし、有期雇用ダミーを含む個人属性を説明変数とした分位点回帰を行い、有期雇用ダミーの係数を分位ごとにプロットしたものである。上段は男性サンプル，下段は女性サンプルである。

男性サンプルの結果によると、言語スコアにおける有期雇用ダミーの係数は負で、低分位を除き、統計的に有意である。一方で、数的スコアにおける有期雇用ダミーの係数は負であるが、最も高い分位を除き統計的に有意ではない。女性サンプルの結果によると、言語スコアにおける有期雇用ダミーの係数は低分位と高分位で統計的に有意ではないものの正であるが、中位で負である。数的スコアにおける有期雇用ダミーの係数は統計的に有意ではないが全体的に正である。

言語スコアあるいは数的スコアのスキルで見た場合、男性の言語スコアを除き、有期雇用

図4 無期と有期のスキル分布の差 第2ウェーブ



注：実線は分位点ごとの有期ダミーの係数，シャドウは95%信頼区間を示す。説明変数は表2の(8)，(10)と同様である。観測数はそれぞれ男性で1787，女性で1818である。

と無期雇用においてスキル分布の差は大きくないことがわかる。男性においては，言語スコアに有期雇用と無期雇用に統計的に有意な差が検出されるが，回帰分析で確認した通り，言語スコアと賃金に統計的に有意な関係は検出されていない。

これらを踏まえると，有期雇用と無期雇用においてスキルの差は小さくなく，スキルの差を通した賃金差というよりは，有期雇用と無期雇用で異なる雇用管理などを反映している可能性が高い。

さて，このような関係は時点を通して，安定的だろうか。PIAACの第2ウェーブを用いて，スキル分布における有期雇用と無期雇用の差を検討する。図4は，図3と同様の分析をPIAACの第2ウェーブのデータで行い，有期雇用ダミーの係数を分位ごとにプロットしたものである。上段は男性サンプル，下段は女性サンプルである。

男性サンプルの結果によると，言語スコアにおける有期雇用ダミーの係数は負であり，数的スコアにおける有期雇用ダミーの係数は負である傾向は第1ウェーブと類似した結果である。ただ，より分位の高いところで，統計的に有意な差が生じており，スキルの高いグループにおいて有期雇用と無期雇用の差が拡大している傾向がみえる。女性サンプルの結果によ

ると、言語スコアにおいては全体的に有期雇用ダミーの係数は負であるが統計的に有意ではない。数的スコアにおける有期雇用ダミーの係数は統計的に有意ではないが全体的に正であるが、高分位においては係数が負で有意となっている。

第1ウェーブから第2ウェーブにかけて、全体的に見て有期雇用と無期雇用のスキルの差は大きくない点に変化していないが、スキル分布の上位においては両グループでの差が拡大している可能性が示唆される。

5 ま と め

本稿は、無期雇用と有期雇用の賃金格差がスキルの違いに起因するかを明らかにするために、PIAACを用いて、無期雇用と有期雇用の賃金格差を分析した。特に、スキルの違いに注目し、平均だけではなく分布における差異を分解で推定した。

推定結果によると、個人属性を制御したとしても、平均的に有期と無期は約8%の差が観察され、この傾向はスキルを制御したとしても同様である。ただ、男女計に推定すると、男性はスキルの制御の有無にかかわらず有期は無期と比べ賃金が低いものの、女性はスキルを制御しなければ平均的には有期雇用は無期よりも賃金は高く、スキルを制御すると有期雇用は無期雇用よりも賃金が低い傾向が観察される。分位点回帰の結果によると、男性については、賃金分布の下位では有期と無期の差は観察されないが、中位や高位で有期は無期よりも賃金が低い。一方で、女性については、賃金分布の下位では有期は無期よりも賃金が高く、中位から高位で有期は無期よりも賃金が低くなる。FFL分解の結果によると、有期と無期の差は男性では構造成果の傾向から説明でき、女性は構造成果の要因が強いと考えられる。スキルに関する分布の差を検討したところ、男性においてはスキル分布の高位を除けばスキルの差は観察されない一方で、女性においてはスキル分布の下位においてスキルの差が観察される。ただし、スキルの分位における差は近年のデータの方がより顕著である可能性がある。

本稿で残された課題は以下の通りである。第一に、より近年のデータによる検証である。本稿で用いたPIAAC第1ウェーブは2011年時点の調査であるが、2010年代以降のデータによる検証も必要である。残念ながら、執筆時点でのPIAAC第2ウェーブのPublic Use Dataには契約期間の有無を除き、仕事や年収に関する情報が利用できない。PIAAC第2ウェーブ、あるいは賃金構造基本統計調査などの大規模な個票データによる検証が必要である。第二に、有期雇用と無期雇用の差の要因を明らかにすることである。本稿ではスキルに注目したが、そのスキル形成である訓練（原 2014, 三谷 2020）やスキル利用の差（Kawaguchi and Toriyabe 2022, 小松 2021, 佐野ほか 2022）に注目することが必要である。

注

- 1) 労働契約期間と仕事の性質の関係は、企業特殊な仕事や働きぶりが観察されない仕事には無期雇用が、職務内容や範囲が特定化される短期間の仕事には有期雇用が適している点である。労働契約期間と労働費用の関係は、有期雇用を景気バッファとして利用する場合や有期雇用を無期雇用のスクリーニング（踏み石）として利用することである。詳細は佐野・勇上（2014）、佐野・宮・勇上（2023）を参照のこと。また、踏み石に関する近年のサーベイは Filomena and Picchio（2022）がある。
- 2) 本節の PIAAC に関する説明は国立教育政策研究所のウェブ内の説明に依拠する。https://www.nier.go.jp/04_kenkyu_annai/div03-shogai-piaac-pamph.html
- 3) 2024年12月24日に OECD のウェブサイトより利用申請し、ダウンロードした。
- 4) ただし、カテゴリーの変数としては利用可能である。
- 5) 本稿では便宜上 PV1の値を用いた。PIAAC のスコアに関しては卯月（2022）が詳しい。

参 考 文 献

- Filomena, M. and Picchio, M. (2022), “Are Temporary Jobs Stepping Stones or Dead Ends? A Systematic Review of the Literature”, *International Journal of Manpower*, Vol. 43 No. 9, pp. 60–74.
<https://doi.org/10.1108/IJM-02-2022-0064>
- Firpo, S., Fortin, N. M., and Lemieux, T. (2009). “Unconditional Quantile Regressions”. *Econometrica*, 77(3), 953–973.
- Firpo, S. P., Fortin, N. M., and Lemieux, T. (2018). “Decomposing Wage Distributions using Recentered Influence Function Regressions”. *Econometrics*, 6(2), 28.
- Genda, Y, Heckel, M, & Kambayashi, R. (2019). “Employees Who Do Not Know Their Labour Contract Term and the Implications for Working Conditions: Evidence from Japanese and Spanish Microdata”, *Japan and The World Economy*, 49 pp. 95–104
- Hanushek, E. A., Schwerdt, G., Wiederhold, S., & Woessmann, L. (2015). “Returns to Skills around the World: Evidence from PIAAC”. *European Economic Review*, 73, 103–130.
- Kawaguchi, D., and Toriyabe, T. (2022). “Measurements of Skill and Skill-use using PIAAC”. *Labour Economics*, 78, 102197.
- 卯月由佳（2022）「国際比較データ」, 『日本労働研究雑誌』, No. 741, 65–69頁
- 川口大司（2018）「雇用形態間賃金差の実証分析」, 『日本労働研究雑誌』, No. 701, 4–16頁
- 小前和智・玄田有史（2020）「期間・時間・呼称から考える多様な雇用形態—無期短時間正社員の可能性」, 『日本労働研究雑誌』, No. 716, pp. 159–175.
- 小松恭子（2021）「日本女性のスキル活用と男女賃金格差——PIAAC を用いた日・韓・英・ノルウェー比較」, 『生活社会科学研究』, 27, 41–57頁
- 佐野晋平・宮昊君・勇上和史（2023）「有期労働契約の経済分析：サーベイ」, 『国民経済雑誌』, 第227巻第1号, 83–99頁
- 佐野晋平・鶴光太郎・久米功一・安井健悟（2022）「スキルの保有と利用の実証分析：ICT スキルと英語スキルに着目して」, RIETI ディスカッションペーパー, 22-J-032
- 佐野晋平・勇上和史（2014）「経済学から見た有期労働契約」, 大内伸哉編『有期労働契約の法理と

政策』, 第3章, 弘文堂

島貫智行 (2018) 「正社員と非正社員の賃金格差」, 『日本労働研究雑誌』, No. 701, 52-66頁

原ひろみ (2014) 『職業能力開発の経済分析』, 勁草書房

三谷直紀 (2020) 「日本の OJT と PIAAC 調査」, 『日本労働研究雑誌』, No. 716, 143-147頁

安井健悟・佐野晋平・久米功一・鶴光太郎 (2019) 「正社員と有期雇用労働者の賃金格差」, 『日本経済研究』, 77 45-60 2019年6月

安井健悟・佐野晋平・久米功一・鶴光太郎 (2020) 「認知能力及び非認知能力が賃金に与える影響について」, RIETI ディスカッションペーパー, 20-J-024