

Panel Data Research Center, Keio University

PDRC Discussion Paper Series

推論テスト得点を用いた雇用主学習モデルの検証

小林 徹

2019 年 3 月 31 日

DP2018-002

<https://www.pdrc.keio.ac.jp/publications/dp/5012/>



Panel Data Research Center, Keio University
2-15-45 Mita, Minato-ku, Tokyo 108-8345, Japan
info@pdrc.keio.ac.jp
31 March, 2019

推論テスト得点を用いた雇用主学習モデルの検証

小林 徹

PDRC Keio DP2018-002

2019 年 3 月 31 日

JEL Classification: J30, J31

キーワード: 賃金;教育;雇用主学習モデル

【要旨】

本稿では、アンケート上で実施された「推論テスト」の得点データを用いて、日本における雇用主学習モデルの分析を実施した。つまり、日本の労働市場における学歴の賃金への影響が市場参入後の経過年数によって修正されるどうか、雇用主が直接確認できない生産性に関わる情報の賃金への影響が経過年数によって高まっていくかどうかを確認する。分析の結果、日本では学歴の評価は勤続後に減る傾向が見られないが、時間経過に伴って学歴以外の生産性情報が使用者に学習され評価されるようになる傾向が確認された。このような傾向は、学歴と昇進との関係が強い産業を分析対象から除いた場合にも確認でき、日本の労働市場では学歴情報が高く評価され続ける特徴があるといえる。

小林 徹

高崎経済大学

〒370-0801

群馬県高崎市上並榎町1300

tkobayashi@tcue.ac.jp

推論テスト得点を用いた雇用主学習モデルの検証

Employer Learning in Japanese labor market: analysis with Japanese reasoning test score

小林徹

JEL Classification: J30, J31

キーワード:賃金;教育;雇用主学習モデル

Wage, Education, Employer Learning Model

【要旨】

本稿では、アンケート上で実施された「推論テスト」の得点データを用いて、日本における雇用主学習モデルの分析を実施した。つまり、日本の労働市場における学歴の賃金への影響が市場参入後の経過年数によって修正されるどうか、雇用主が直接確認できない生産性に関わる情報の賃金への影響が経過年数によって高まっていくかどうかを確認する。分析の結果、日本では学歴の評価は勤続後に減る傾向が見られないが、時間経過に伴って学歴以外の生産性情報が使用者に学習され評価されるようになる傾向が確認された。このような傾向は、学歴と昇進との関係が強い産業を分析対象から除いた場合にも確認でき、日本の労働市場では学歴情報が高く評価され続ける特徴があるといえる。

【Summary】

This paper reports results of “Employer Learning (EL)” model estimation, using Japanese reasoning test score investigated by JHPS/KHPS questionnaire survey. As found in previous researches, I tried to confirm whether the effect of education on wages decreases and the effect of reasoning test score increases along with tenure. If employers would learn about their employees’ productivity according to looking employees’ working directly, the first evaluation based on only educational information would be modified along with periods.

The results of analysis indicate that Japanese employers restrictively learn productivity of their employees. The effect of information observed by econometricians only like reasoning test score became higher with tenure. However, the effect of education on wages is kept for a long term. Unlike previous researches in America, the educational effect on wages does not decrease by “EL”.

推論テスト得点を用いた雇用主学習モデルの検証

1. はじめに

本稿では日本の大規模パネルデータを用いて「雇用主学習モデル」の検証を行いたい。「雇用主学習モデル」では、雇用主が雇用者の生産性を評価し賃金を決める過程について、採用当時とその後の働きぶりを見ることが出来る勤務後に分けて構造を説明している。採用時には労働者の生産性に関する情報は完全には分からないため、雇用主は応募者が該当する属性など観察可能な情報から生産性を推察し賃金を提示する。しかし雇用契約が結ばれ内部労働市場に移行すると、雇用主は雇用者の働きぶりを直接観察して、生産性に関する情報を蓄積していけるようになるため、査定期にはアップデートされた情報を用いて評価を修正し賃金を決めることができる。雇用者の学歴は採用時にも把握でき、雇用主が生産性を判断するための代表的な情報である。そのため、採用当初には学歴に基く賃金評価が過大になされ、学歴の賃金への影響が大きくなる。しかし雇用者の勤続年数が長くなると、学歴以外の情報が蓄積され賃金評価に活用されていくため、学歴の賃金への影響は弱まっていく。反対に採用時には直接観察できないが、雇用者の生産性に相関する情報については、勤続年に伴って賃金への影響を高めていく。

このような仮説を検証するための試みが、Farber and Gibbons (1996)、Altonji and Pierret (2001)以降、欧米を中心に多く行われている。そこでは、学歴（教育年数）や人種といった採用時にも把握可能な情報とともに、雇用主に直接観察されないが生産性には相関する情報を用いた賃金関数の推定が行われる。また、後者の雇用主に直接観察されないが生産性には相関する情報としては、Armed Forces Qualification Test(AFQT)のスコアや両親の教育年が設定されることが多い。先行研究の分析結果からは、採用当初は学歴情報が大きく賃金に影響するがその影響はしだいに弱まっていくこと、反対に AFQT スコアは採用当初には賃金への影響が観察されないが、勤続年に伴い大きな影響を持つようになることが指摘されている(Altonji and Pierret,2001、Lange,2007、Mansour,2012、Fadlon,2015、Light and McGee,2015)。加えて、黒人ダミーといった人種情報の賃金への影響は採用当初には確認されないため、人種にもとづく統計的差別は行われていないと指摘されている。

「雇用主学習モデル」の実証分析においては、AFQT スコアといった企業は知らないが、分析実施者は把握できる生産性情報を用いる必要があり、検証に用いられたデータは”National Longitudinal Survey of Youth“（以下 NLSY）に偏っている¹。本稿では、NLSY 以外のデータによる検証を試みる。具体的には、アンケート調査上において「推論力テスト」が実施された、日本家計パネル調査（以下 JHPS/KHSP）データを用いた検証を行う。そも

¹ Araki et al.(2016)も NLSY ではないデータを用いた検証を行っている。しかし、2社の日本の企業人事データを用いた構造推定が実施されており、複数の先行研究とは実証デザインの構造が異なっている。

そも NLSY 以外のデータによる「雇用主学習モデル」の分析が少なく、日本の労働市場を分析対象とした先行研究も少ない。

以下 2 節では「雇用主学習モデル」に関する近年の先行研究の分析目的を整理し紹介する。3 節では本稿で用いるデータと分析手続きについて述べ、4 節で分析結果を説明し 5 節で結論を述べる。

2. 先行研究

前節では Farber and Gibbons (1996)、Altonji and Pierret (2001)を嚆矢とする「雇用主学習モデル」の分析概要と発見について簡単に述べた。本節ではこれらに続く近年の先行研究を整理し、その分析手続きと新たな発見を整理する。

Mansour(2012)は職業に着目し、雇用主の学習状況が職業によって異なることを明らかにしている。Mansour(2012)では、Altonji and Pierret (2001)と同様に NLSY を用いて AFQT によって「雇用主学習モデル」を検証するが、Altonji and Pierret (2001)の推定モデルに“Current Population Survey”によって求めた職業ごとの勤続年賃金変化の分散変化を NLSY の職業分類と接合して推定している。つまり、勤続によって賃金差が広がりやすい職業とそうではない職業があるため、その違いが学習状況にどう影響するか、また勤続年賃金変化の程度で職業をグループ別に分けた場合に、グループ別に AFQT の賃金への影響がどう違うかを確認した。分析の結果、勤続に伴う学習状況は職業によって異なることが指摘されている。具体的には、賃金プロファイルの分散が少ない職業群（例えば大学教員などが含まれる）に限った分析では、勤続初年度時点で AFQT の係数が既に大きく、勤続に伴う変化は確認できなかったことから、このような職業については採用時になんらかの方法によって能力情報の把握がされてスクリーニングされているからか雇用主学習の状況が見られないことを指摘している。

Light and McGee(2015)は、Mansour(2012)に残された課題をさらに明らかにしている。Mansour(2012)では、職業能力が異質であると思われる教員とドライバーで雇用主学習の状況が同様であることや、職業能力が同質であると思われる医者と医科学者で雇用主学習の状況が異なる結果が示された。Light and McGee(2015)はなぜこのような結果になるかについて検討がなされている。能力情報の把握がされてスクリーニングされるために雇用主学習の状況が見られないだけでなく、職によっては AFQT が生産性に関する代理指標にならない場合にも雇用主学習の状況が見られない。そこで、AFQT を計算する事前の 7 つのテストスコア情報（①.算術推論²、②.言語知識、③.文章解釈、④.計算処理、⑤.分類スピード、⑥.数学知識、⑦.工学知識）を用い、さらに O*NET 情報を用いることで「雇用主に直接観

² 本稿でも推論テスト得点を用いているが、JHPS/KHSP のテストでは文章で与えられる限られた情報から導きだされる正しい結論を答えさせるものである。これに対し、AFQT の算術推論テストは受験数学の文章問題のような問題になっており計算力も要する。そのため問われる能力は同じではない。

察されないが生産性には相関する情報」を職ごとに適切に用いた分析を行った。このような分析では、雇用主学習の状況が見られない場合には、スクリーニングの影響だけが疑われるため、数学知識や工学素養が重要な仕事ではスクリーニング行われていることや、反対に言語力や文章構成力が重要な仕事ではスクリーニングは無く勤続年による雇用主学習がなされていることを明らかにしている。

日本の労働市場において筆者が知る限り唯一の「雇用主学習モデル」の検証には Araki et al.(2016)がある。本論文では、2社の企業の人事データを用いて「雇用主学習モデル」の構造推定がされている。人事データには、雇用主が每期実施する雇用者に対する人事評価に関するデータがあるため、雇用主の雇用者に対する評価の修正状況が直接観察できる。さらに雇用者の出身大学名が分かるため、雇用主が採用時に出身大学の難易度から雇用者の生産性をどのように予測しているかが分かる。それらのデータを用いることで、「雇用主学習モデル」において説明変数として設定される指標について、代理指標ではない直接的な指標を用いた分析がされている。分析の結果、日本でも雇用主の学習が行われ、大学名の影響はすぐに減じることが示された。但し、用いられたデータは2企業に留まるため、Altonji and Pierret (2001)などの分析手続きで、どのような結果が得られるかは分からない。本稿では、JHPS/KHSPを用いて、Altonji and Pierret (2001)と同様の分析を行った際に、どのような結果が得られるかを確認する。

3. 実証手続きとデータ

本稿では、「雇用主学習モデル」による先行研究群で共通して用いられている以下(1)式の推定を行う。

$$\ln w_{it} = b_1 s_i + b_2 z_i + b_3 s_i t + b_4 z_i t + b_5 t + \mu_{it} \quad (1)$$

上記(1)式の左辺は賃金率の対数値である。右辺の s_i は個人 i の教育年数であり t は経験年数³である。 z_i は個人 i の生産性に関する情報のうち、採用時には雇用主が直接観察できないものであり、本稿ではAFQTスコアの代わりに「推論力のテスト」得点を用いる。先行研究ではこのほかに黒人ダミーを用いて人種による統計的差別の検証を行っているが、本稿では日本の労働市場を扱ったデータを用いるため黒人ダミーは作成できない⁴。(1)式の推定結果によって日本の労働市場でも雇用主学習が見られるならば、労働市場参入当初の教育年数には強い影響が見られるが(b_1 が大きい)、年数を経るに従いその影響は弱まり(b_4

³ 本稿では日本のデータを使用するが、日本では勤め先の勤続年数が大きく賃金に影響することから(Mincer and Higuchi(1988)、経験年数の代わりに勤続年を用いた分析も行う。

⁴ Fadlon(2015)では人種に着目して「雇用主学習モデル」を応用した分析がなされており、雇用主と雇用者の人種が同じ場合には、マイノリティな人種であっても賃金は低くなりにくいことが示されている。

が大きい)、採用時に知り得なかったが長期勤務によって判明される生産性情報の影響が強くなる (b_2 は小さく、 b_5 が大きい)、はずである。

次にデータと変数作成について述べる。本稿で用いる JHPS/KHSP データは、2004 年以降慶應義塾大学経済研究所パネルデータ設計・解析センターにより毎年実施されているパネル調査のデータである。本調査は 20 歳以上の男女に対し行われ⁵、先行研究の分析で用いられている変数がほぼ全て得られる調査となっている。2012 年調査(JHPS は 2011 年時)では、「頭の体操」として推論力を測る質問が 5 問聞かれている。本問題は 2 つの前提条件が文章で与えられた後、そこから導かれる正しい結論を選択肢 5 つの中から選ぶという形式の問題となっている。この回答得点(各問題正答なら 1 点とし 5 問の合計点)を使用者が把握していない労働者の生産性情報として用いる。

分析対象については先行研究に合わせ、週 30 時間以上就業している男性に限定するが、JHPS/KHSP は NLSY とは異なり高齢者も対象であるため、大量の若年者サンプルが得られるデータではない。そのため、分析対象者の年齢層は一定規模のサンプル数を確保するため、45 歳以下と先行研究に比べ広くとっている。最終的な分析対象は、2004～2018 年分のパネル調査によって得られたデータのうち、45 歳以下の週 30 時間以上就業している男性 619 名分の 3597 サンプルとなった。分析に用いた変数の一覧とその基本統計量は表 1 に掲載している。賃金額は平均 2,211 円、推論テスト 5 問の平均点は約 2.9 点、教育年は平均約 14 年となっている。

表 1 基本統計量

変数名	平均	標準偏差
時間当たり賃金額	2211.23	1121.36
推論テスト得点	2.89	1.51
教育年	14.36	2.16
勤続年	10.72	7.16
勤続年×教育年	153.13	102.92
勤続年×推論テスト得点	31.07	28.12
労働市場潜在経験年数	22.45	6.22
経験年×教育年	317.94	87.16
経験年×推論テスト得点	63.95	37.76
父親の教育年	12.98	2.08
母親の教育年	12.36	1.62
3597		

また、本稿の分析に用いる推論テスト得点に関する統計的特徴を見ていく。表 2 (左) は学歴別に推論スコア得点の平均をクロス集計した表であり、表 2 (右) は推論テスト得点別に賃金額の平均値をクロス集計したものである。表 2 (左) を見ると、学歴別に推論力得点

⁵ 4005 名で開始され、2007 年に約 1400 名、2012 年に約 1000 名の調査対象者の追加が実施され、2014 年には 2009 年以降毎年実施されている 4000 名規模のパネル調査である JHPS が統合された。

は異なっており、短大高専専門卒で低いことを除けば、概ね学歴が高まるに従い推論テスト得点も高い傾向が見られる。次に表2（右）を見ると、平均賃金が最も高いのは推論力テストが3点の層であり、次いで5点層、0点層となっている。推論力が高い層ほど賃金額が高くなるという傾向は見られない。

表2 教育別の推論力得点と推論力得点別の賃金額

教育年	推論テスト 得点の平均	推論テスト得点	時間当たり 賃金額
		全体	2211.22
全体	1.9	0	2230.84
中学卒	1.7	1	1890.28
高校卒	1.8	2	2157.15
短大高専専門卒	1.6	3	2339.26
4年生大学卒	2.0	4	2143.22
大学院卒	1.9	5	2317.77

4. 分析結果

前節(1)式の推定結果は表3に掲載した。本稿の分析目的は、日本のデータによる雇用主の学習状況を再確認することである。そこでまずは表3より教育年と教育年と経験年、勤続年との交差項の結果を見ていく。教育年の係数は全ての分析において統計的に有意なプラスの結果を示している。教育年と潜在経験年との交差項は全ての分析において有意なプラスの結果を示しており、学歴が高いほど賃金が高く、かつ労働市場での経験が長くなるほど有利に働く状況が示されている。一方で、教育年と勤続年数との交差項は有意な結果を示していない。内部労働市場に限定した場合においては、学歴が高いほど長期勤続に伴いさらに評価されるものではないことが分かる。日本では転職をすると前職の雇用主が学習した労働者の生産性情報は次の企業には引き継がれない。つまり同企業では高学歴者ほど勤続に伴い賃金の高まり方が大きいわけではないが、転職市場では高学歴者のほうが有利であろうことから、雇用主を変える際に高学歴者ほど賃金が高くなるという状況が続くため、経験年と教育年との交差項が有意なプラスになったものと思われる。

次に、推論テスト得点とそれと勤続年や潜在経験年との交差項の分析結果を見ていく。推論テスト得点の係数は、交差項を説明変数に含めるか含めないかで異なっている。期間変数との交差項を含めない model1 や model3 では統計的に有意なプラスの結果を示し、推論テスト得点が高い者ほど賃金額も高い状況となっている。一方で、期間変数との交差項を説明変数に含めた model2 や model4 では統計的に有意なマイナスの結果となっている。続いて、推論テスト得点と勤続年や潜在経験年との交差項の係数を見ると、統計的に有意なプラスの結果が示されている。つまり推論力は、採用時には雇用者に不利に働くものの、生産性とは相関することからそれが高いことが雇用主に学習されて、結果として高賃金傾向になると考えられる。期間変数との交差項を用いた分析においても推論力テスト得

点は有意な結果を示しているが、これは雇用主に直接観察される情報ではない。おそらく、面接やレジュメなどを通じて推論力と相関しながら雇用主にマイナスのシグナルを与える情報が伝わっているのではないと思われる。

以上の分析結果の傾向を整理すると、日本の労働市場においては限定的でありながら雇用主学習の状況があると考えられる。Altonji and Pierret(2001)などの先行研究と異なっている点は勤続に伴い学歴の効果が減少する状況は見られなかったということである。

Mansour(2012)では米国のデータでも科学者教育者に限定すると教育年の効果は時間経過で減少しない傾向となり、当該職では教育蓄積が生産性の代理指標ではなく直接的な指標でありスクリーニングがなされた結果という説明がされている。表3の分析結果で学歴効果の減少が見られないのは、例えば学歴別にキャリアコースが入り口から異なるように、日本の多くの職場で学歴によるスクリーニングがなされているためかもしれない。

続いて、大卒者以外でも管理職層への登用が進んでいる業種に限定し、同様の分析を行い、教育年効果の減少が見られるかどうかを確認したい。まずどの業種で学歴にこだわらない管理職への登用が進んでいるかを確認するため、被説明変数に役職が有るまたは経営層である場合に1とするエグゼクティブダミーをとり、説明変数に業種ダミーと教育年、教育年と業種ダミーとの交差項を用いたプロビット分析を行い表4に掲載した。表4のうち業種ダミーと教育年との交差項の限界効果を見ると、サービス業、次いで製造業で相対的に高学歴でなくとも役職に就き易い状況が伺える。公務や金融ダミーと教育年との交差項も有意なマイナスの結果となっているが、限界効果は小さいため、以下では、製造業とサービス業に限定して雇用主学習モデルの分析を行う。分析結果は表5に掲載した。

表3 雇用主の学習状況の確認に関する分析結果

	全体			
	model1 b/se	model2 b/se	model3 b/se	model4 b/se
推論テスト得点	0.008 [0.004]*	-0.015 [0.009]*	0.013 [0.004]***	-0.022 [0.014]
教育年	0.062 [0.006]***	0.066 [0.006]***	0.034 [0.013]**	0.041 [0.013]***
勤続年	0.03 [0.007]***	0.029 [0.007]***	- -	- -
勤続年×教育年	0 [0.000]	0 [0.000]	- -	- -
勤続年×推論テスト得点	- -	0.002 [0.001]***	- -	- -
父親の教育年	0.029 [0.004]***	0.029 [0.004]***	0.022 [0.004]***	0.023 [0.004]***
母親の教育年	-0.014 [0.005]***	-0.013 [0.005]***	-0.01 [0.005]**	-0.009 [0.005]**
経験年	- -	- -	0.011 [0.014]	0.012 [0.014]
経験年×教育年	- -	- -	0.002 [0.001]***	0.002 [0.001]***
経験年×推論テスト得点	- -	- -	- -	0.002 [0.001]**
定数項	6.157 [0.094]***	6.166 [0.094]***	6.089 [0.236]***	6.061 [0.236]***
観察値数	3597	3597	3597	3597
Adj-R-squared	0.291	0.293	0.28	0.281

注1: []内の値はWhite/Huber 標準誤差を表す。

注2: ***は1%水準、**は5%水準、*は10%水準で有意であることを示す。

注3: 上記の説明変数以外に、勤続年の2乗、経験年の2乗も用いている。

表4 学歴に拘らない昇進構造になっている業種を判断するためのプロビット分析結果

	被説明変 数: 役職・経 営層ダミー dfdx/se
教育年	0.036 [0.022]***
医療・福祉業	0.293 [0.862]
教育・学習支援業	-0.333 [1.949]*
公務	0.625 [0.861]**
製造業	0.255 [0.396]*
サービス業	0.333 [0.457]**
金融業	0.784 [1.018]***
医療・福祉業×教育年	-0.02 [0.057]
教育・学習支援業×教育年	0.06 [0.119]
公務×教育年	-0.05 [0.058]**
製造業×教育年	-0.016 [0.028]*
サービス業×教育年	-0.021 [0.032]**
金融業×教育年	-0.1 [0.067]***
観察値数	3597

表 5 には製造業、サービス業に限定した分析対象による分析結果と、それ以外の分析対象による分析結果を掲載した。表 5 のうち製造業、サービス業に限定した分析結果を見ると、概ね表 3 と同様の傾向が示されている。教育年と勤続年との交差項の係数を見ると、有意な結果は示されず、教育年と潜在経験年との交差項の係数を見ると、有意なプラスの結果になっている。やはり統計的に有意なマイナスの結果にはなっていない。さらに製造業、サービス業以外の分析対象による分析結果を見ても、教育年の効果が勤続年や経験年に応じて減少する傾向は示されていない。なお推定結果は掲載していないが、分析対象の年齢層を 40 歳以下、35 歳以下、30 歳以下と変更した分析も行ったが、いずれも教育年効果の経過年数に応じた減少傾向は見られなかった。日本では分野に関わらず、学歴と生産性との直接的な関係が強いためにスクリーニングが行われている状況に近くなっている可能性が疑われる。進学率も高まっており、各地に国公立だけでなく私立大学が存在し、能力が高い者に対する進学の可能性が閉ざされていないからではないだろうか。日本の労働市場において雇用の生産性の予測とその真の生産性とのズレが重要になるのは、Araki et al.(2016)が示すように大学内での難易度によるものである可能性が考えられる。

表 5 製造業とサービス業に限定した雇用主の学習状況の確認に関する分析結果

	製造業及びサービス業に限定				製造業及びサービス業を除く			
	model1 b/se	model2 b/se	model3 b/se	model4 b/se	model5 b/se	model6 b/se	model7 b/se	model8 b/se
推論テスト得点	-0.005 [0.006]	-0.018 [0.011]*	0.002 [0.005]	-0.02 [0.018]	0.031 [0.008]***	-0.013 [0.015]	0.04 [0.009]***	-0.035 [0.026]
教育年	0.063 [0.008]***	0.065 [0.008]***	0.027 [0.016]*	0.033 [0.016]**	0.056 [0.011]***	0.06 [0.011]***	0.04 [0.026]	0.052 [0.027]*
勤続年	0.016 [0.009]*	0.016 [0.009]*	- -	- -	0.045 [0.011]***	0.038 [0.011]***	- -	- -
勤続年×教育年	0.001 [0.001]	0.001 [0.001]	- -	- -	0 [0.001]	0 [0.001]	- -	- -
勤続年×推論テスト得点	- -	0.001 [0.001]	- -	- -	- -	0.004 [0.001]***	- -	- -
父親の教育年	0.03 [0.005]***	0.03 [0.005]***	0.022 [0.005]***	0.022 [0.005]***	0.023 [0.007]***	0.021 [0.006]***	0.016 [0.007]**	0.015 [0.007]**
母親の教育年	-0.021 [0.006]***	-0.021 [0.006]***	-0.01 [0.006]	-0.009 [0.006]	0.001 [0.008]	0.003 [0.008]	-0.009 [0.007]	-0.008 [0.007]
経験年	- -	- -	-0.016 [0.016]	-0.015 [0.016]	- -	- -	0.045 [0.028]	0.048 [0.028]*
経験年×教育年	- -	- -	0.003 [0.001]***	0.003 [0.001]***	- -	- -	0.002 [0.001]*	0.002 [0.001]
経験年×推論テスト得点	- -	- -	- -	0.001 [0.001]	- -	- -	- -	0.003 [0.001]***
定数項	6.317 [0.119]***	6.313 [0.119]***	6.384 [0.274]***	6.36 [0.273]***	5.991 [0.160]***	6.064 [0.158]***	5.74 [0.482]***	5.725 [0.480]***
観察値数	2229	2229	2229	2229	1236	1236	1236	1236
Adj-R-squared	0.263	0.264	0.302	0.302	0.339	0.346	0.259	0.262

注1: []内の値はWhite/Huber 標準誤差を表す。

注2: ***は1%水準、**は5%水準、*は10%水準で有意であることを示す。

注3: 上記の説明変数以外に、勤続年の2乗、経験年の2乗も用いている。

5. 結論

本稿では、「雇用主学習モデル」で用いられている、雇用者が直接観察できないが生産性と相関する情報を用いて同モデルの検証を日本の労働市場を対象に行った。KHPS/JHPS が備えている「推論力テスト得点」の情報は、生産性と相関するが雇用主は直接観察していな

いと考えられ、本データを用いて日本の労働市場における「雇用者の学習モデル」の分析を行った。分析の結果明らかになったことは大きく以下の2点である。

第1には、同一企業内の勤続年を時間変数に用いた内部労働市場の分析については、限定的ながら「雇用主学習モデル」で指摘されるような生産性情報の学習が指摘できる分析結果が確認された。具体的には、学歴情報の賃金への影響は勤続当初のみに限定して確認される一方で、「推論テスト結果」の賃金への影響は勤続年に従い大きくなっていた。しかし「推論テスト得点」は使用者が確認出来る情報ではないにも関わらず、当該変数の賃金への影響は勤続当初ではむしろマイナスとなっていた。採用時での面接などにより推論テスト得点と相関する情報が得られながらも、それへの評価については理屈っぽいなどむしろマイナスという生産性の過小評価がなされているのではないだろうか。

第2には、勤続や経験年数が高まるにつれて教育の影響が弱まるという傾向は本分析では確認されなかった。この傾向は学歴と昇進との関係性が弱い一部の業種分野に限定しても同様であり、総合職採用・一般職採用といった学歴によるキャリアコースによるためであるとも考えにくい。日本の労働市場では生産性が高いのであれば進学が可能な環境が整っているためか、学歴によって生産性の予測をし、その予測が真の生産性とずれるために修正されるという状況は発生しにくいことが考えられる。Araki et al.(2016)が指摘するように大学内の難易度によって不確実な部分の予測がなされ、それが勤続を通じて修正されその賃金への効果が減少していくものと考えられる。Araki et al.(2016)は2企業のデータが用いられているが、大学難易度が利用可能な様々な企業の従業員を対象としたデータによってさらなる検証が今後の課題となる。

参考文献

- Altonji and Pierret(2001)"Employer Learning and Statistical Discrimination" *Quarterly Journal of Economics*,116(1),pp.313-50.
- Araki Shota, Kawaguchi Daiji, and Onozuka Yuki(2015) "University Prestige, Performance Evaluation, and Promotion:Estimating the employer learning model using personnel datasets" *Labour Economics*, 41,pp.135-148.
- Farber,H., and R.Gibbons,(1996)"Learning and Wage Dynamics" *Quarterly Journal of Economics*, 111(4),pp.1007-1047.
- Hani Mansour (2012)"Does Employer Learning Vary by Occupation?" *Journal of Labor Economics* , 30 (2), pp.415-444.
- Lange, Fabian (2007)"The Speed of Employer Learning," *Journal of Labor Economics* 25, pp. 1-35.
- Lang, K. (1986) "A Language Theory of Discrimination," *Quarterly Journal of Economics*, 101,(2), pp. 363-382.
- Light and McGee(2015)"Employer Learning and the "Importance" of Skills", *Journal of*

Human Resources ,50 (1) , pp. 72–107.

Mincer, Jacob and Yoshio Higuchi (1988), “Wage Structure and Labor Turnover in the United States and Japan,” *Journal of the Japanese and International Economies*, 2, pp.97-133.

Yariv D. Fadlon. (2015)“Statistical Discrimination and the Implication of Employer-Employee Racial Matches" *Journal of Labor Research* 36, pp.232–248.