

Panel Data Research Center, Keio University

PDRC Discussion Paper Series

社会人の学びとその後の状況－業務の高度化、賃金上昇、失職回避について

小林 徹

2024年5月13日

DP2024-001

<https://www.pdrc.keio.ac.jp/publications/dp/9106/>



Panel Data Research Center, Keio University
2-15-45 Mita, Minato-ku, Tokyo 108-8345, Japan
info@pdrc.keio.ac.jp
13 May, 2024

社会人の学びとその後の状況－業務の高度化、賃金上昇、失職回避について

小林 徹

PDRC Keio DP2024-001

2024年5月13日

JEL Classification: I2; J30

キーワード: 社会人の学び直し; タスク; 固定効果

【要旨】

技術進歩に伴う環境変化に対応するため、また賃金増加にむけてリスキリングなど社会人の学び直し支援政策が注目されているが、本政策にたいしては従来から積極的労働市場政策として実施されていたように失業会費などセーフティネットの役割も期待される。そこで本稿では、就業しながら学習活動を行ったものほど技術補完的なタスクが増加するか、賃金が増えるか、新型コロナ流行期でも失業リスクが軽減されていたかについて固定効果を考慮した分析を行った。分析の結果、学習活動の中でも特に「各種講演会やセミナー」や「社内の自主的な勉強会」といった内容を含む活動に参加した就業者ほど「抽象タスク」や「賃金」が増加し、失業リスクも軽減されていた。なお、失業リスクの軽減については、通学を実施していた者についても確認された。経済に負のショックが生じた場合であっても、学習活動を継続することにより解雇の対象になりにくくなることや、他企業への移動がしやすくなることで失業リスクが減少することが考えられる。

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

謝辞：本研究は科学研究費助成事業(23K01428「セーフティネットとしての職業訓練プログラムの評価に関する実証研究」)の支援を受けている。酒井正氏からは分析等について多くの助言を得た。また、池上宗信氏、長谷部拓也氏、三好向洋氏をはじめ『雇用のセーフティネットとしての教育施策に関する研究』プロジェクトの参加者からは多くのコメントをいただいた。データについては、慶應義塾大学パネルデータ設計・解析センターから「日本家計パネル調査」の提供を受けた。先生方、調査にかかわられた全関係者様には感謝の意を表す。なお、本校における誤りはすべて筆者に帰するものである。

社会人の学びとその後の状況－業務の高度化、賃金上昇、失職回避について*
Participation of worker-motivated training and Changes of Wage, Task, Employment

小林徹‡

要旨

技術進歩に伴う環境変化に対応するため、また賃金増加にむけてリスクリングなど社会人の学び直し支援政策が注目されているが、本政策にたいしては従来から積極的労働市場政策として実施されていたように失業会費などセーフティネットの役割も期待される。そこで本稿では、就業しながら学習活動を行ったものほど技術補完的なタスクが増加するか、賃金が増えるか、新型コロナ流行期でも失業リスクが軽減されていたかについて固定効果を考慮した分析を行った。分析の結果、学習活動の中でも特に「各種講演会やセミナー」や「社内の自主的な勉強会」といった内容を含む活動に参加した就業者ほど「抽象タスク」や「賃金」が増加し、失業リスクも軽減されていた。なお、失業リスクの軽減については、通学を実施していた者についても確認された。経済に負のショックが生じた場合であっても、学習活動を継続することにより解雇の対象になりにくくなることや、他企業への移動がしやすくなることで失業リスクが減少することが考えられる。

JEL Classification: I2, J30

キーワード：社会人の学び直し、タスク、固定効果

* 本研究は科学研究費助成事業(23K01428「セーフティネットとしての職業訓練プログラムの評価に関する実証研究」)の支援を受けている。酒井正氏からは分析等について多くの助言を得た。また、池上宗信氏、長谷部拓也氏、三好向洋氏をはじめ『雇用のセーフティネットとしての教育施策に関する研究』プロジェクトの参加者からは多くのコメントをいただいた。データについては、慶應義塾大学パネルデータ設計・解析センターから「日本家計パネル調査」の提供を受けた。先生方、調査にかかわられた全関係者様には感謝の意を表す。なお、本校における誤りはすべて筆者に帰するものである。

‡ 高崎経済大学経済学部

1. はじめに

近年の技術進歩が雇用に与える影響に関する研究群では、進歩した技術によって定型的な繰り返し業務が自動化できるようになることから、定型的な業務処理の多い仕事については労働需要が減少する一方で、技術を使いこなすなどの非定型的な業務が多い仕事では労働需要が増えるということが指摘されている。このような状況変化は労働経済学の実証研究の文脈では、Routine Biased Technological Change(以下 RBTC)と言及され、同傾向は先進諸国で共通していることがデータから確認されている(Autor et al.,2003, Autor and Dorn,2013, Goos et al.,2009, Reenen,2011 and Ikenaga and Kambayashi,2016

1)。また非定型的な業務の中でも、交渉や発案、企画といった業務処理の方法が画一化できない「抽象業務」処理を多く含むほど、賃金が高い傾向があることが Autor and Handel(2013)や Kobayashi and Yamamoto(2020)で確認されている。

定型業務処理の労働需要を減らし、非定型業務処理の労働需要を増やす近年の技術進歩の影響下では、非定型的な業務処理に資する能力を新たに獲得することや、そのような能力をさらに高める取組が労働者にとって有利に働くと考えられる。第一に、能力開発によって労働需要の減少する職業分野から労働需要が増加する職業分野への移動が可能になれば、失業リスクの減少に繋がる。第二には、そもそも高賃金傾向である非定型的な「抽象業務」処理が可能になることや、そのような業務の担当量が増えることで賃金増にも繋がると考えられる。

このような能力開発の取組は、少子高齢化によって労働力の規模が縮小しつつあるわが国においてはマクロ経済政策としても重要視されてきた。労働者の能力向上によって労働生産性を高めることができれば、既存労働力の質の向上を通じて経済規模が縮小していくことを防ぐことができるからである。このような背景から、教育訓練の生産性への、ないしはその代理指標である賃金への影響に関する実証研究が日本でも多く実施されてきた。Kawaguchi(2006)では、女性労働者のデータを用いたパネル推定により、そもそも高学歴女性ほど勤め先企業による教育訓練に参加している傾向や、訓練参加者ほど賃金が上昇している傾向が報告されている。また、Hara(2014)も勤め先企業が提供した教育・訓練が、労働者の主観的な能力向上実感や生産性実感、賃金を高めたかについてパネル推定をしている。Hara(2014)では、階差推定によって能力向上や生産性に関する主観的な実感値は高まったものの、賃金については統計的に有意な分析結果が得られないことが報告されている。Yokoyama et al(2019)では、労働者が主体的に実施した複数種の教育・訓練の賃金への影響が固定効果 DID により分析されている。こちらの分析結果によれば、通学による教育・訓練については短期的な賃金上昇効果は見られないが、現在の仕事に直結する教育・訓練については短期的な賃金上昇効果が確認されたという。

¹ 欧米だけでなく日本においても定型業務処理を多く含む職業群の雇用減少と非定型業務処理を多く含む専門・技術職などの雇用増が、Ikenaga and Kambayashi(2016)で報告されている。

以上のように、労働者の教育・訓練の影響に関するわが国の経済分析は、経済政策にも資するものとして生産性向上への影響について多く分析がされている。そして手続き的には、教育訓練参加に関する変数が生産性の代理指標である賃金を高めたかに関する因果効果の検証が主となっている。他方で、先述した近年の技術進歩との関連から、教育訓練参加が定型業務量、非定型業務量や仕事内容を変化させるかどうかに関する分析はあまりされていない。海外でも数は多くないが、Görlitz, M. Tamm(2016)や Tamm(2018)といった RBTC の観点に基づき、教育・訓練の参加後に非定型的業務が増えたかどうかを分析する研究が見られる。Görlitz, M. Tamm(2016)では、政策を通じた教育・訓練参加の影響が分析され²、参加後に非定型的分析業務が増えた一方で、短期的な賃金増や失職リスク軽減への影響は確認されなかったことが述べられている。また、Tamm(2018)では、勤め先企業による教育・訓練参加が非定型業務量を増やすかについてパネルデータ分析が実施され、教育・訓練参加後に非定型相互業務への従事が増えたことが確認された。加えて、企業による教育・訓練を種類別に分析することで、特にコミュニケーションに関するトレーニングが非定型相互業務への従事を高めていることが報告されている。

日本のデータに基づく分析としては、定型業務や非定型業務という切り口ではないものの、Hara(2019)が教育・訓練参加後の仕事の変化に関する分析を行っている。具体的には、労働者が主体的に参加した教育・訓練に関する変数と、業務内容変化や能力向上に関する主観変数を用いて階差推定を実施している。分析の結果、教育・訓練参加後に仕事の範囲や難易度、責任といった業務内容にかかわる変数だけでなく、主観的な能力向上実感についても高まったことが確認されている。Hara(2019)では賃金増や転職発生についても分析されており、統計的に有意な業務内容や能力の高度化が生じているにもかかわらず、賃金や転職については教育訓練参加の影響が短期的には確認されなかったことが報告されている。このように、我が国の教育・訓練参加と業務内容との関係性に関する分析は少ない中で、Hara(2019)の分析で用いている業務内容に関する変数は、業務範囲、難易度、責任といった変数であり、Autor et al(2003)や Spitz and Oener(2006)、Autor and Handel(2013)などの定型的業務得点や非定型業務得点という RBTC 研究の文脈で用いられている変数と整合的ではない。そこで本稿では、非定型抽象タスク得点など、RBTC 研究と整合的な業務内容変数を実装している日本家計パネル調査（以下 JHPS）を用いて労働者の主体的な教育・訓練参加とこれら業務得点変化との関係性に関する分析を行う。

2. 教育・訓練参加と賃金上昇や失職リスク軽減への影響

² この論文ではバウチャーを利用した教育・訓練の参加促進政策が自然実験として活用されている。具体的には、バウチャーを利用して訓練に参加した者とバウチャーを利用して訓練に参加する予定でありながら外生的なトラブルで参加できなかった者とを比較している。訓練参加への意思が同様の労働者の中で、実際に参加した者とできなかった者の業務や賃金変化を比較し、内生性のバイアスを回避する試みがとられている。

先述の通り、労働者の教育・訓練参加が新たな能力を開発し、技術進歩に伴い労働需要が高まっている非定型的な「抽象業務」への従事を可能にすれば、これを通じた失職リスク減少や賃金増が期待される。たとえこのような業務変化が無かったとしても、従来から期待されているように教育・訓練参加は現業の生産性を高め、これを通じて労働者の失職リスク減少や賃金増をもたらすと考えられる。しかしながら、先行研究の実証分析結果は共通しておらず、Kawaguchi(2004)や Yokoyama et al(2019)のように教育・訓練が賃金増に繋がるというものと、Hara(2014,2019)や Görlitz, M. Tamm(2016)のように賃金増についても失職についても有意な結果が得られないというものとがあり、結果の一致がみられていない。後者の研究群では、教育・訓練後に労働者の能力や主観的生産性の向上、担当業務の非定型化、高度化が共通して確認されているが、それがあいなながらも失職リスク減や賃金増が確認されないのはなぜだろうか。

賃金増については Hara(2014,2019)で指摘されているように教育・訓練の賃金への影響が見られるには一定の時間経過が必要であり、短期的には賃金増が確認されないという理由が考えられる。Becker(1962)の企業内教育モデルに基づけば、就業後の教育・訓練が生産性を引き上げた場合、その教育・訓練内容が他企業でも有用な一般的技能に関するものであれば内部・外部労働市場に関わらず高まった生産性が維持される。そのため現勤め先企業は、教育・訓練参加後の生産性の水準に見合うよう賃金を引き上げないならば、労働者に転職されてしまう。一方で、教育・訓練内容が他企業では有用でない企業特種技能に関するものならば、高まった生産性は外部労働市場では維持されない。そのため、勤め先企業がすぐに賃金を高めるインセンティブは相対的に低くなる。また Acemoglu and Pischke(1999)からは、仮に一般的技能に関する内容であっても転職が実現するまでに時間がかかることから、実現可能ではない期間は賃金を据え置く企業も発生するであろうことが示唆される。教育・訓練参加後の高まった生産性と据え置かれた教育・訓練前の賃金との差は企業にとっての教育投資リターンとなり都合がよいからである。Hara(2019)では労働者が費用を払う教育・訓練であっても参加後短期的には賃金増が見られないというが、このような労働者主体の教育・訓練は汎用性の高い一般的技能に関する内容に偏っていることが予想される。そのような教育・訓練であっても短期の賃金増が見られなかった背景には、転職実現までのタイムラグなど何らかの外部労働市場に存在する摩擦が影響しているものと思われる。本稿の分析対象も企業が主となり従業員に参加させる教育・訓練ではなく、労働者が主体的に参加する教育・訓練であるため一般的技能に関する内容に偏っていると思われる。企業特種的な内容に偏りやすい企業主体の教育・訓練よりは賃金増が短期的に生じる可能性は高いが、Hara(2019)と同様に教育・訓練参加前後 1 年の賃金差では違いが確認されないことも予想される。そこで本稿では、業務内容変化に関する分析に加え、賃金変化について、特に教育・訓練参加後の経過期間別の賃金変化に関する分析も行う。

さらに Görlitz, M. Tamm(2016)に基づけば、教育・訓練参加は継続就業など失職リスクの減少に対しても短期的効果は見られないという。これについては、彼らが用いているデータが 2010 年前後の独国のデータであり、大きな経済ショックがなくそもそも失職が観察さ

れにくい状況下での分析であることが背景にあると考えられる。景気が良好であり失職リスクがそもそもほとんどない経済環境下ではなく、大きな経済ショックがあり就業継続の可能性が大きく減少しやすい経済環境下であれば、教育・訓練参加者と非参加者で就業継続の違いが確認されやすいのではないだろうか。そこで本稿では、Covid-19 の発生前後のデータを含む JHPS を用いて、パンデミック発生後の継続就業について、教育・訓練参加と非参加ケースの比較を行う。これにより、経済ショック発生下においては、教育・訓練参加が失職リスク軽減効果を持つかどうかを検証する。

これら各種の分析により、「社会人の学び直し」政策として近年注目されている就業者への教育・訓練投資が失業リスク軽減というセーフティネットに繋がるか、賃金増といった労働者の所得拡大に繋がるか、を検討する。また、これらの背景に技術進歩が進展する中でも労働需要を増す「非定型抽象業務」への従事増があるかどうかを検討する。

3. 分析手続きと用いるデータ

3.1 データ

本稿で分析に用いる JHPS は慶應義塾大学パネルデータ設計・解析センターによって毎年1月時点に実施されている同一個人に対しての時系列変化を追うことが出来るパネル調査である。2004年から毎年約4000～6000名の規模で実施されているが、本稿の分析では大きな経済ショックが無い2013年から2020年1月調査のデータとCovid-19流行後の2021、2022年1月調査データとを接合したデータを用いる。またJHPSは2019年調査からAutor and Handel(2013)で用いられているPrinceton Data Improvement Initiative（以下PDII）に基づく定型業務、非定型抽象業務、非定型身体的業務の各得点が計算可能な設問群が実装されており、RBTC仮説の分析に適したデータとなっている³。具体的には、非定型抽象業務については、ふだんの仕事について「解決策を思いつくのに30分以上かかる複雑な問題に直面すること」、「数学（代数、幾何、三角法、確率、積分など）を用いて問題を解決すること」、「他の従業員の管理監督をする仕事」がどの程度あるかが4段階で問われた質問と、「ふだん仕事で読む最も長い資料」のページ数について5段階で問う質問が用意されている。この4質問はそれぞれ程度が高い程数値も高くなっており、本稿ではこれら変数を用いて主成分分析を行った後、第一主成分の標準化得点を非定型抽象業務得点と定義している。定型業務得点については、ふだんの仕事について「短い反復的な作業」と「対面で話をする事」が3者⁴に対してそれぞれの程度あるかに関する4段階の質問への回答から同様に求めている。ここでは「短い反復的な作業」が高頻度であるほど、対面で話をする事が低頻度であるほど得点が高くなるように加工した後に主成分得

³ 同時期からWHOのHPQ指標に基づく主観的生産性指標やワークエンゲージメント、ストレスのK6指標といった心理学的変数に関する設問群が実装されている。

⁴ 「上司・同僚・部下」、「研修生や学生」、「顧客（消費者）・取引先・契約相手」のそれぞれについて分けて聞かれている。

点を求めている。最後に、非定型身体的業務得点については「立ち仕事や運搬、機械・自動車の運転、製造・修理などの身体を使う仕事」の頻度について、高頻度であるほど得点が高い4段階で回答された変数の標準化得点としている。

労働者の主体的な教育・訓練については、JHPSでは「あなたは昨年2月から現在までの1年間の間に、自分の意志で仕事にかかわる技術や能力の向上のための取り組み（例えば、学校に通う、講座を受講する、自分で勉強する、など）をしましたか」という設問が設けられている。本稿ではこの質問に対して、「現在行っている」と「行ったことがある」と選択したケースに1を付した、「教育・訓練実施ダミー」を分析に用いる。加えて学習活動を行った者へのサブクエスションとして、脚注に示した11項目の学習方法についてそれぞれ実施したかどうかを問われている。これを利用し「教育・訓練実施ダミー」をより細分化した変数として、「通学実施ダミー」⁵と「通信実施ダミー」⁶、「その他実施ダミー」⁷の3種の変数も分析に用いることとする。

3.2 分析手続き

本稿の分析目的は主に以下3点となっており、第一には、教育・訓練の実施によって、技術で代替されにくい非定型業務の担当量が増えるかを確認する。第二には、教育・訓練への参加が失職リスクを軽減するかを確認する。そして最後に、教育・訓練参加が賃金増をたらすかについて経過期間ごとに確認する事である。第一の分析に際しては、同じく教育・訓練の非定型業務得点への影響が分析されたTamm(2018)のモデルに準じ、以下(1)式の階差推定を行う。

$$\Delta Y_{it} = \theta Train_{it} + \Delta X'_{it} \gamma + \Delta u_{it} \quad (1)$$

左辺の ΔY_{it} は「非定型抽象業務得点」の階差であり、右辺の $Train_{it}$ は「教育・訓練実施ダミー」であり労働者*i*が*t*期に人的資本を1単位蓄積させたことを示す。 X_{it} は業務得点に影響する説明変数のベクトルであり、正規就業ダミー、企業規模ダミー、職業ダミー、東京在住ダミー、有配偶ダミー、子有ダミーの階差と調査年ダミーを用いる。本階差推定によって、労働者個人の時間不変の固定効果をコントロールしつつ、パラメタ θ が統計的に有意な正の値を示すかどうかを見ることで、教育・訓練蓄積が非定型抽象業務得点を増やすかどうかを評価する。なお、「教育・訓練実施ダミー」を各種学習方法に置換え、「通学実施ダミー」、「通信実施ダミー」、「その他実施ダミー」を用いた分析も実施する。

第二の分析に際しては、今期就業している者の次期の就業状態に関する以下(2)式の多

⁵ 専門学校・専修学校、各種学校、公共職業訓練学校、大学、大学院のいずれかに通ったと回答した場合に1をとるダミー変数としている。

⁶ 通信教育、大学などの公開講座のいずれかで学んだ場合に1をとるダミー変数としている。

⁷ テレビ・ラジオの講座や書籍、各種講演会やセミナー、社内の自主的な勉強会、その他、のいずれかで学習した場合に1をとるダミー変数としている。

項プロビットモデルを推定する。

$$\Pr(\text{Employ}_{t+1} = k | EV_{it}) = f(EV_{it}\beta_k) \quad (2)$$

上記(2)式のうち、 Employ_{t+1} は今期雇用者の次期の雇用状態に関する変数であり、 k 種の分岐については、継続就業、失業、非労働力とした変数を用いる。 EV_{it} は説明変数のベクトルであり、「教育・訓練実施ダミー」と被説明変数である Employ_{t+1} の回答時期がCovid-19流行後であることを示す「20, 21年調査ダミー」、加えて両者による交差項を主な説明変数として用いる。この交差項のパラメタが次期の失業に統計的に有意なマイナスであるかどうかを見ることで、教育・訓練に参加した者ほどCovid-19流行期といった経済ショック下であっても失職リスクが相対的に低くなっているかどうかを評価する。なお次期の就業状態の選択に関わる変数をコントロールするため、第一の分析でも用いた正規就業ダミー、企業規模ダミー、職業ダミー、東京在住ダミー、有配偶ダミー、子有ダミーに加え、男性ダミー、大学・大学院卒ダミー、勤続年数を用いる。また、労働供給理論で重視される賃金、配偶者の年収⁸も加えてコントロールしている。さらに第二の分析に際しては、補完的な分析として固定効果をコントロールする目的で、次期継続就業ダミー、次期失業ダミー、次期非労働力ダミーのそれぞれを被説明変数とした固定効果推定も実施する。

第三の賃金に関する分析では(1)式のモデルを応用し、左辺の ΔY_{it} を対数賃金の階差 ΔW_{it} に置換え、賃金に関する階差推定を実施する。なおここでは、先行研究で短期的な賃金増は確認されないとした研究があることから、今期と前期の階差賃金を分析に用いるだけでなく、 $t-1$ 期と $t+1$ 期の2階差や $t-1$ 期と $t+2$ 期の3階差変数に関する分析も加え長期的な賃金増加についても確認する。また第一から第三の分析の事前分析として、どのような特徴を持つ労働者が教育・訓練に参加しやすいかを確認するため、以下(3)式に基づくプロビットモデルを行う。

$$P_{it} = \Pr(\text{Train}_{it} = 1 | EV_{it}) = \Phi(EV_{it}\beta) \quad (3)$$

左辺の Train_{it} は t 期に就業者 i が教育・訓練に参加したかどうかを示す「教育・訓練実施ダミー」である。 EV_{it} は説明変数のベクトルであり、同様の分析がなされたHara(2019)のモデルに基づき⁹、有配偶ダミー、子有ダミー、勤続年数、正規就業ダミー、職業ダミー、企業規模ダミー、東京在住ダミー、調査年ダミー、賃金、男性ダミー、大学・大学院卒ダミー、

⁸ 配偶者がいない回答者の当該変数は0となるように作成している。

⁹ Hara(2019)の表3では、労働者が費用を負担する教育・訓練への参加に関するプロビット分析の結果が示されている。そこからは、若年者ほど、既婚者ほど、子供が少ないほど、正規就業者ほど、勤め先の企業規模が大きいほど、長時間労働ではない者ほど、参加している状況が示されている。また勤め先が従業員の教育・訓練参加に積極的であれば、従業員が費用を負担するものであっても教育・訓練参加が促進される傾向も示されている。

年齢、労働時間を用いている。また、これら変数に非定型抽象業務得点、定型業務得点、非定型身体的業務得点を説明変数に加えた分析も追加する。これら業務得点変数に加えた場合には2019年調査以降のデータしか用いることができないものの、当該変数のパラメータを確認することで、そもそもどのような業務に従事している者が教育・訓練に参加しやすいかを検討する。

3.3 データの概観

以上の分析に用いるデータセットの基本統計量は表1と表2に掲載した。表1については教育・訓練実施をした労働者の特徴に関する(3)式の分析と、就業者の次期の就業状態に関する(2)式の分析で用いるデータの基本統計量である。表1を見ると、年内になんらかの教育・訓練を実施した者は約21～22%となっているが、通学や通信を実施した者は少なくそれぞれ約2%弱、3%弱となっている。就業しながらの教育・訓練参加はそのほとんどが通学や通信教育ではなく、その他の学習活動に参加している。学歴などの個人属性変数について見ると、両分析に用いたデータに共通して就業者の半数強が男性、正規就業者となっており大学・大学院卒者が3割程度となっている。

表1 教育・訓練参加に関する分析と次期の就業状態に関する分析で用いるデータの基本統計量

使用データ	事前分析:教育・訓練参加者の分析				次期の就業状態の分析			
	13-22年		19~22年		13-22年		19~22年	
	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差
教育・訓練実施D	0.211	0.408	0.222	0.416	0.211	0.408	0.222	0.415
通学実施D	0.015	0.121	0.016	0.127	0.016	0.124	0.018	0.131
通信実施D	0.029	0.167	0.029	0.168	0.029	0.169	0.029	0.167
その他実施D	0.183	0.386	0.193	0.395	0.183	0.387	0.193	0.395
次期も就業	-	-	-	-	0.981	0.137	0.980	0.139
次期に失業	-	-	-	-	0.009	0.096	0.009	0.096
次期に非労働力	-	-	-	-	0.010	0.100	0.010	0.101
有配偶D	0.720	0.449	0.693	0.461	0.678	0.467	0.649	0.477
子ありD	0.682	0.466	0.695	0.460	0.657	0.475	0.672	0.470
勤続年数	14.159	11.416	13.444	11.102	13.471	11.027	12.846	10.811
正規就業D	0.565	0.496	0.580	0.494	0.542	0.498	0.566	0.496
管理職D	0.052	0.223	0.042	0.200	0.042	0.201	0.035	0.183
専門職D	0.215	0.411	0.228	0.420	-	-	-	-
500人以上規模D	0.296	0.456	0.321	0.467	0.283	0.450	0.303	0.459
東京在住D	0.119	0.324	0.126	0.331	0.121	0.327	0.123	0.328
対数賃金	7.568	0.671	7.588	0.669	7.519	0.652	7.545	0.649
配偶者の年収	-	-	-	-	2.468	3.169	2.513	3.423
2020年調査D	0.108	0.311	0.268	0.443	-	-	-	-
2021年調査D	0.093	0.290	0.226	0.419	-	-	-	-
20または21年調査D	-	-	-	-	0.216	0.412	0.622	0.485
男性D	0.573	0.495	0.543	0.498	0.526	0.499	0.506	0.500
大学、大学院卒D	0.321	0.467	0.350	0.477	0.295	0.456	0.322	0.467
年齢	47.024	10.232	46.179	10.830	46.486	9.822	45.709	10.510
週労働時間/10	3.849	1.712	3.749	1.653	-	-	-	-
非定型抽象業務得点	-	-	0.090	0.996	-	-	-	-
定型業務得点	-	-	-0.088	0.938	-	-	-	-
非定型身体的業務得点	-	-	0.012	0.999	-	-	-	-
観察値数	21216		7703		14733		5,116	

表1からは約2割程度が教育・訓練に参加しており、参加者の多くは通学や通信教育ではなく「その他」の学習活動であることが確認できた。本稿の分析ではJHPS調査で細分化された11種の学習活動から通学、通信、その他に取りまとめているが、細分化された11項目の実施状況を集計した結果を図1に示した。11項目のうち「各種講演会やセミナー」が9.3%と最も多く、次いで「社内の自主的な勉強会」が6.08%、「テレビ、ラジオの講座や書籍」4.62%となっている。これら散発的な予定で参加可能な学習が多くなる一方で、通うことが求められる学習活動や通信教育への参加は著しく低い。毎週といった定期的な学習時間の確保が難しい状態にあることが伺える。

図1 JHPSの11項目の学習活動への参加状況



また、JHPSの各種学習活動への参加状況は複数回答項目であるため、通学や通信、その他の学習への重複参加状況を確認する。集計結果を示した表2を見ると、通学実施者の10.16%は通信も実施しており、24.76%はその他也実施している。通信実施者の5.27%は通学も実施しており、38.71%はその他也実施している。そもそもの実施が少ない通学や通信は約3割が同時にその他也実施していることが分かる。一方で、その他実施者で通学も実施している者は2%にとどまり、通信も実施している者は6%と少ない。どの数値も表1で確認される各学習方法個別の参加に関する数値よりも高くなっており、なんらかの学習活動に参加している者は別の学習方法にも参加しやすいと考えられる。

表2 各学習方法の重複参加の状況

重複実施状況	通学重複実施	通信重複実施	その他重複実施	観察値数
通学実施の場合		10.16	24.76	315
通信実施の場合	5.27		38.71	607
その他実施の場合	2.01	6.07		3,873

次に、教育・訓練参加と非定型抽象業務などの業務得点の変化や賃金変化との関係性に関する(1)式の分析に用いるデータセットの基本統計量を表3に掲載した。業務得点変数については前述のように2019年調査から作成が可能でありデータ総数は少なくなっている。いずれの分析に用いるデータにおいても、教育・訓練実施ダミーは約20%程度であり通学や通信は低くその他実施が約17~18%となっている。確認される傾向は表1で見られたものと同様であり大きな違いは見られない。

表3 教育・訓練実施前後の非定型抽象業務得点と賃金の変化に関する分析に用いるデータの基本統計量

使用データ	業務得点分析		賃金分析			
	19-22年		19-22年		13-22年	
	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差
非定型抽象業務得点の階差	0.016	0.693	-	-	-	-
定型業務得点の階差	0.045	0.855	-	-	-	-
非定型身体的業務得点の階差	-0.023	0.757	-	-	-	-
対数賃金の階差	-	-	0.020	0.625	0.024	0.594
教育・訓練実施D	0.198	0.399	0.200	0.400	0.206	0.404
通学実施D	0.015	0.122	0.012	0.108	0.012	0.110
通信実施D	0.028	0.165	0.028	0.165	0.029	0.168
その他実施D	0.169	0.375	0.175	0.380	0.180	0.384
有配偶Dの差分	0.002	0.097	0.002	0.096	-0.001	0.080
子ありDの差分	0.006	0.138	0.005	0.129	0.010	0.186
東京在住Dの差分	0.000	0.050	0.000	0.052	0.000	0.046
Covid19流行後D	0.625	0.484	-	-	-	-
正規就業Dの差分	0.000	0.226	-0.001	0.220	-0.001	0.216
500人以上規模Dの差分	0.003	0.276	0.005	0.265	0.004	0.263
ブルーカラーDの差分	-0.003	0.218	-0.003	0.220	0.000	0.227
2019年D	-	-	0.213	0.410	0.082	0.274
観察値数	6112		7669		20003	

4. 分析結果

4.1 どのような就業者ほど教育・訓練を実施しやすいのか

続いて、前節で示した複数の分析に関する分析結果を追って確認していこう。まずは、どのような個人属性を持つ者が教育・訓練を実施しているかについて「教育・訓練実施ダミー」を従属変数としたプロビット分析の結果から検討したい。分析結果は表4に掲載した。表4より今期に教育・訓練参加を行った就業者の特徴を見ると、いずれの学習方法にも共通した傾向を示す個人属性変数がある一方で、異なる傾向を示すものもある。共通した傾向を示すものについて見ると、「専門職ダミー」や「大学・大学院卒ダミー」が学習方法に関わらず統計的に有意なプラスとなり高学歴で専門職に従事しているほど教育・訓練に参加していることが分かる。非定型抽象業務得点についても同様であり、そもそも複雑な頭脳労働に就いているほどさらなる教育蓄積を実施しやすいと考えられる。また一部で非有意な結果も見られるものの、勤続年や年齢は概ね有意なマイナスとなっており、若い就業者ほど教育・

訓練に参加している傾向が確認でき、この結果は Hara(2019)とも整合的である。一方で賃金は概ねどのモデルでも有意なプラスであり、高賃金の就業者ほど参加しやすいことが伺える。次に、学習方法によって分析結果の負号が異なるものについて見ると、「労働時間」は通信やその他の学習については有意なプラスとなっているが、通学のみマイナスになっている。通学ほど多くの時間が取られるため、その分労働時間が短くならざるを得ないことは当然であろう。また有配偶ダミーと正規就業ダミーについては通学でのみ有意なマイナスとなり、他の学習方法では非有意となっている。やはり通学は時間が取られることから、通学実施者には柔軟な時間確保がしやすい属性の者が多くなっていると考えられる。「男性ダミー」については、通信やその他の学習では有意なマイナスであるが通学でのみ有意なプラスとなり負号が反転している。一方で、大企業勤務を示す「5000人以上規模ダミー」は通信でのみ有意なプラスとなっている。このように学習方法によって分析結果が異なる変数は多くはないが、通学とそれ以外とで特徴が分かれており、労働時間や婚姻状況や雇用形態といった通学時間の確保といった課題を想起させる変数で異なる結果が確認された。近年ではオンライン授業やオンデマンド化など技術進歩によって開講方法の柔軟化が進んでいるが、通学時間確保の課題が解決されることで他の学習方法と同様の傾向になる可能性も考えられる。一方で、学習方法に関わらず共通する特徴を示す変数の方が多く、若い高学歴者の専門職でそもそも賃金が高いほど教育・訓練に参加している傾向が見られ、Hara(2019)で示されている分析結果と概ね整合的な傾向が確認される。また、非定型的抽象業務得点についても共通して今期の教育・訓練実施とのプラスの関係性が示されているが、そもそも非定型抽象業務得点が高い者が教育・訓練に参加するというよりも、参加直後に当該億点の高い仕事に従事したと思われる。というのも、被説明変数を今期の教育・訓練実施ダミーから次期の教育・訓練実施ダミーに変更すると、非定型抽象業務得点が通学実施で非有意になり、通信では10%水準で有意と不明確になった。現在の非定型抽象業務得点が将来の教育・訓練参加に影響するのではなく、教育・訓練後に抽象業務が高まる傾向の方が強いという事であろう。事前の仮説通り、教育・訓練参加が業務変化に影響するであることが予想されるが¹⁰、これについては(1)式の分析結果から改めて結論を得たい。

表4 就業者の教育・訓練実施に関するプロビット分析結果

¹⁰ なお、業務得点以外の変数についての分析結果は今期の「教育・訓練実施ダミー」を用いた場合と同様であった。分析結果については付表1に掲載している。

モデル		probit							
データ		13~22年	19~22年	13~22年	19~22年	13~22年	19~22年	13~22年	19~22年
被説明変数		今期教育・訓練実施したダミー							
		全般		通学		通信		その他	
		(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
		dfdx/se	dfdx/se	dfdx/se	dfdx/se	dfdx/se	dfdx/se	dfdx/se	dfdx/se
有配偶D		-0.03 [0.0553]*	-0.019 [0.0701]	-0.01 [0.1076]***	-0.011 [0.1630]**	-0.005 [0.0782]	-0.003 [0.1019]	-0.013 [0.0574]	-0.006 [0.0713]
子ありD		0.003 [0.0510]	0 [0.0732]	0.003 [0.1067]	0.005 [0.1710]	0.002 [0.0739]	0.005 [0.1066]	-0.004 [0.0529]	-0.011 [0.0743]
勤続年数		-0.002 [0.0023]***	-0.003 [0.0028]***	-0.0003 [0.0044]**	-0.0003 [0.0068]*	0.00001 [0.0032]	-0.00009 [0.0048]	-0.002 [0.0024]***	-0.002 [0.0029]***
正規就業D		-0.003 [0.0449]	-0.015 [0.0608]	-0.004 [0.0794]**	-0.008 [0.1184]***	0 [0.0680]	0.002 [0.0979]	-0.001 [0.0462]	-0.009 [0.0618]
管理職D		0.095 [0.0701]***	0.068 [0.1057]**	0.002 [0.1774]	0.018 [0.2165]**	0.007 [0.1018]	0.007 [0.1588]	0.087 [0.0719]***	0.043 [0.1089]
専門職D		0.211 [0.0403]***	0.198 [0.0531]***	0.006 [0.0714]***	0.013 [0.0985]***	0.006 [0.0630]*	0.01 [0.0861]**	0.201 [0.0404]***	0.172 [0.0531]***
500人以上規模D		0.015 [0.0372]	0.014 [0.0491]	-0.001 [0.0688]	0 [0.0882]	0.012 [0.0531]***	0.012 [0.0760]***	0.007 [0.0378]	0.006 [0.0496]
東京在住D		-0.006 [0.0570]	0.018 [0.0749]	0.006 [0.0938]**	0.004 [0.1190]	0.01 [0.0741]**	0.014 [0.1009]**	-0.02 [0.0589]	0.012 [0.0764]
対数賃金		0.073 [0.0350]***	0.038 [0.0468]***	0 [0.0715]	-0.003 [0.0901]	0.008 [0.0471]***	0.003 [0.0704]	0.074 [0.0361]***	0.045 [0.0484]***
2020年調査D		0.008 [0.0293]	-0.007 [0.0325]	0.002 [0.0665]	0.002 [0.0784]	-0.006 [0.0571]**	-0.004 [0.0625]	0.01 [0.0302]	-0.006 [0.0339]
2021年調査D		-0.039 [0.0331]***	-0.048 [0.0350]***	-0.003 [0.0883]	-0.003 [0.0957]	-0.003 [0.0589]	-0.001 [0.0653]	-0.037 [0.0351]***	-0.05 [0.0372]***
男性D		-0.063 [0.0492]**	-0.042 [0.0619]**	0.005 [0.1051]*	0.01 [0.1276]***	-0.02 [0.0759]***	-0.019 [0.1030]***	-0.062 [0.0492]***	-0.048 [0.0620]***
大学、大学院卒D		0.082 [0.0414]***	0.052 [0.0542]***	0.005 [0.0787]**	0.005 [0.1009]**	0.02 [0.0611]***	0.013 [0.0879]***	0.086 [0.0418]***	0.035 [0.0546]**
年齢		-0.003 [0.0020]***	-0.004 [0.0027]***	-0.001 [0.0034]***	-0.0004 [0.0056]***	-0.001 [0.0032]***	0 [0.0043]	-0.002 [0.0021]***	-0.003 [0.0028]***
週労働時間/10		0.02 [0.0145]***	0.009 [0.0197]*	-0.002 [0.0269]***	-0.003 [0.0355]***	0.002 [0.0177]*	0.001 [0.0324]	0.023 [0.0151]***	0.014 [0.0199]***
非定型抽象業務得点		-	0.064 [0.0256]***	-	0.003 [0.0493]***	-	0.007 [0.0401]***	-	0.059 [0.0259]***
定型業務得点		-	-0.017 [0.0237]***	-	-0.001 [0.0423]	-	-0.001 [0.0371]	-	-0.015 [0.0245]**
非定型身体的業務得点		-	-0.008 [0.0243]	-	0 [0.0486]	-	-0.004 [0.0438]*	-	-0.007 [0.0250]
観察値数		21216	7703	21216	7703	21216	7703	21216	7703

注1：[]の無い数値は限界効果、[]内の数値はクラスタリングロバスト標準誤差（個人ID）を示している。

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

付表1 被説明変数を次期の「教育・訓練ダミー」に変更した場合の分析結果

モデル		probit							
データ	13~22年	19~22年	13~22年	19~22年	13~22年	19~22年	13~22年	19~22年	
被説明変数	次期教育・訓練実施ダミー								
	全般		通学		通信		その他		
	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)	
	dfdx/se	dfdx/se	dfdx/se	dfdx/se	dfdx/se	dfdx/se	dfdx/se	dfdx/se	
有配偶D	-0.032 [0.0620]*	-0.035 [0.0796]*	-0.009 [0.1257]**	-0.004 [0.2059]	-0.004 [0.0906]	-0.006 [0.1210]	-0.018 [0.0642]	-0.022 [0.0823]	
子ありD	0.013 [0.0569]	0.018 [0.0829]	0.004 [0.1227]	0.004 [0.2138]	0.002 [0.0846]	0.011 [0.1238]**	0.004 [0.0591]	0.005 [0.0850]	
勤続年数	-0.002 [0.0025]**	-0.002 [0.0032]*	-0.0002 [0.0044]*	-0.0001 [0.0069]	0.00001 [0.0036]	0.0001 [0.0057]	-0.002 [0.0026]**	-0.002 [0.0032]**	
正規就業D	-0.011 [0.0489]	-0.024 [0.0697]	-0.007 [0.0810]**	-0.01 [0.1290]**	0 [0.0764]	-0.002 [0.1187]	-0.007 [0.0501]	-0.016 [0.0716]	
管理職D	0.097 [0.0784]**	0.064 [0.1255]*	0.001 [0.1603]	0.001 [0.2847]	0.012 [0.1226]	0.004 [0.2004]	0.089 [0.0797]**	0.052 [0.1264]	
専門職D	0.202 [0.0441]**	0.18 [0.0606]**	0.005 [0.0780]**	0.014 [0.1071]**	0.007 [0.0734]*	0.011 [0.1036]**	0.194 [0.0443]**	0.16 [0.0609]**	
500人以上規模D	0.016 [0.0411]	0.002 [0.0570]	0.001 [0.0728]	0.001 [0.1030]	0.01 [0.0632]**	0.009 [0.0956]*	0.008 [0.0418]	-0.007 [0.0582]	
東京在住D	0.005 [0.0626]	0.02 [0.0845]	0.006 [0.1006]*	0.002 [0.1392]	0.012 [0.0823]**	0.013 [0.1156]*	-0.01 [0.0648]	0.016 [0.0870]	
対数賃金	0.071 [0.0386]**	0.04 [0.0539]**	0.002 [0.0740]	0.001 [0.1082]	0.008 [0.0529]**	0.003 [0.0864]	0.068 [0.0395]**	0.041 [0.0556]**	
2020年調査D	-0.027 [0.0342]**	-0.04 [0.0398]**	-0.002 [0.0856]	-0.005 [0.1011]**	-0.002 [0.0635]	0.003 [0.0802]	-0.029 [0.0361]**	-0.041 [0.0417]**	
2021年調査D	-0.009 [0.0356]	-0.015 [0.0423]	-0.001 [0.0849]	-0.002 [0.1004]	0.005 [0.0621]	0.011 [0.0807]**	-0.011 [0.0373]	-0.02 [0.0443]**	
男性D	-0.075 [0.0554]**	-0.05 [0.0715]**	0.001 [0.1122]	0.01 [0.1459]**	-0.022 [0.0894]**	-0.016 [0.1252]**	-0.063 [0.0550]**	-0.046 [0.0724]**	
大学、大学院卒D	0.081 [0.0459]**	0.068 [0.0609]**	0.006 [0.0853]**	0.008 [0.1154]**	0.016 [0.0722]**	0.014 [0.1042]**	0.064 [0.0461]**	0.045 [0.0617]**	
年齢	-0.003 [0.0023]**	-0.003 [0.0032]**	-0.0005 [0.0038]**	-0.0003 [0.0063]**	-0.001 [0.0037]**	-0.001 [0.0050]**	-0.002 [0.0023]**	-0.002 [0.0033]**	
週労働時間/10	0.023 [0.0157]**	0.01 [0.0225]	-0.001 [0.0299]	-0.002 [0.0467]*	0.003 [0.0196]**	0.003 [0.0392]	0.024 [0.0162]**	0.012 [0.0229]**	
非定型抽象業務得点	-	0.045 [0.0302]**	-	0 [0.0604]	-	0.004 [0.0490]*	-	0.042 [0.0307]**	
定型業務得点	-	-0.018 [0.0275]**	-	-0.002 [0.0518]*	-	-0.003 [0.0432]*	-	-0.015 [0.0285]**	
非定型身体的業務得点	-	-0.014 [0.0281]*	-	0 [0.0646]	-	-0.006 [0.0518]**	-	-0.01 [0.0289]	
観察値数	17410	5343	17410	5343	17410	5343	17410	5343	

注1：[]の無い数値は限界効果、[]内の数値はクラスタリングロバスト標準誤差（個人ID）を示している。

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

4.2 教育・訓練を実施するほど非定型抽象的な業務に従事するようになるのか

次に、非定型抽象業務得点や定型業務得点、非定型身体的業務得点の変化に関する階差推定の分析結果を確認する。なおここでは、通学、通信実施ダミーといった学習方法に関するダミー変数を1つだけ用いた場合には、比較対象が教育・訓練を何も実施していない者との実施者との混合者になってしまう。そのため、表2で確認されたように重複実施者も少なからずいるものの、通学、通信、その他実施といった全ての学習方法ダミーを用いた推定も便宜的に加えている。分析結果は表5に掲載した。表5より、まずは非定型抽象業務得点について見ると、「教育・訓練実施ダミー」は統計的に有意なプラスの結果が示されている。就業者のさらなる教育・訓練の蓄積によって、新技術と補完的でそもそも高賃金に繋がりがやすい非定型抽象業務への従事が多く変化したことがうかがえる。また、教育・訓練方法の内訳については「その他実施ダミー」が単体で用いた場合でも他の学習方法ダミーとともに用いた場合でも有意なプラスとなっている。その他実施については通学や通信の重複実施者は少なかったため、その他実施の中心的な内容であった講演会やセミナー、社内勉強会への参加が非定型抽象業務への従事を促進させているものと思われる。また教育・訓練以外の個人属性変数について見ると、「正規就業ダミーの差分」が非定型抽象業務得点の階差に対し統計的に有意なプラスの結果を示している。正規就業者の担当業務には非定型抽象業務が多く、正規化で得点が高まるものと考えられる。

定型業務や非定型身体的業務については、いずれの教育・訓練実施に関わるダミー変数も有意な結果を示していない。「ブルーカラーダミーの差分」は定型業務得点の階差に有意なプラスの結果となっている。冒頭で紹介された RBTC に関する先行研究では、ブルーカラー職や事務職ほど定型業務得点が高くなっていることが共通して指摘されており、本稿の分析結果はこの指摘と整合的な分析結果となっている。定型業務得点については「Covid19 流行後ダミー」も有意なプラスの結果となっている。Covid19 流行時においては対面での会議やサービス業務の実施が難しくなるなどの業務変化が生じたため、対面業務が少ないほど高得点となる定型的業務得点が増加したと考えられる。

表5 教育・訓練の実施による業務得点変化への影響に関する階差推定結果

被説明変数	19~22年														
	非定型抽象業務得点の階差 (今期-前期)					定型業務得点の階差 (今期-前期)					非定型身体的業務得点の階差 (今期-前期)				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)
	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se
有配偶Dの差分	0.074 [0.105]	0.081 [0.105]	0.081 [0.105]	0.075 [0.105]	0.077 [0.104]	0.022 [0.094]	0.025 [0.095]	0.022 [0.095]	0.023 [0.095]	0.021 [0.095]	0.037 [0.107]	0.036 [0.107]	0.035 [0.107]	0.038 [0.107]	0.035 [0.107]
子ありDの差分	0.049 [0.065]	0.052 [0.065]	0.051 [0.065]	0.05 [0.065]	0.051 [0.104]	-0.133 [0.104]	-0.131 [0.104]	-0.134 [0.104]	-0.133 [0.104]	-0.133 [0.104]	-0.024 [0.084]	-0.024 [0.084]	-0.025 [0.084]	-0.024 [0.084]	-0.025 [0.084]
東京在住Dの差分	-0.194 [0.237]	-0.182 [0.237]	-0.193 [0.238]	-0.198 [0.238]	-0.188 [0.236]	-0.181 [0.304]	-0.171 [0.307]	-0.18 [0.306]	-0.182 [0.305]	-0.172 [0.306]	-0.252 [0.187]	-0.26 [0.188]	-0.252 [0.187]	-0.251 [0.187]	-0.259 [0.187]
Covid19流行後D	-0.018 [0.019]	-0.019 [0.019]	-0.019 [0.019]	-0.018 [0.019]	-0.017 [0.019]	0.046 [0.024]*	0.046 [0.024]*	0.045 [0.024]*	0.045 [0.024]*	0.046 [0.024]*	0.024 [0.021]	0.024 [0.021]	0.024 [0.021]	0.024 [0.021]	0.023 [0.021]
正規就業Dの差分	0.163 [0.055]***	0.165 [0.055]***	0.165 [0.056]***	0.164 [0.055]***	0.164 [0.055]***	-0.049 [0.058]	-0.048 [0.058]	-0.049 [0.058]	-0.048 [0.058]	-0.049 [0.058]	-0.004 [0.059]	-0.004 [0.059]	-0.005 [0.059]	-0.004 [0.059]	-0.004 [0.059]
500人以上規模Dの差分	0.011 [0.040]	0.012 [0.040]	0.012 [0.040]	0.011 [0.040]	0.012 [0.040]	-0.036 [0.049]	-0.036 [0.049]	-0.037 [0.049]	-0.036 [0.049]	-0.037 [0.049]	0.005 [0.047]	0.005 [0.047]	0.005 [0.048]	0.005 [0.047]	0.004 [0.047]
ブルーカラーDの差分	-0.076 [0.051]	-0.078 [0.051]	-0.077 [0.051]	-0.076 [0.051]	-0.077 [0.051]	0.104 [0.059]*	0.103 [0.059]*	0.103 [0.059]*	0.104 [0.059]*	0.103 [0.059]*	0.037 [0.054]	0.038 [0.054]	0.037 [0.054]	0.037 [0.054]	0.037 [0.054]
教育・訓練実施D(今期までの12カ月で)	0.052 [0.020]***	-	-	-	-	0.022 [0.024]	-	-	-	-	-0.005 [0.021]	-	-	-	-
通学実施D(今期までの12カ月で)	-	0.154 [0.094]	-	-	0.152 [0.094]	-	0.144 [0.110]	-	-	0.137 [0.110]	-	-0.107 [0.088]	-	-	-0.112 [0.089]
通信実施D(今期までの12カ月で)	-	-	-0.014 [0.053]	-	-0.031 [0.053]	-	-	0.06 [0.061]	-	0.05 [0.061]	-	-	0.045 [0.048]	-	0.054 [0.049]
その他実施D(今期までの12カ月で)	-	-	-	0.055 [0.022]**	0.054 [0.022]**	-	-	-	0.014 [0.026]	0.011 [0.025]	-	-	-	-0.01 [0.022]	-0.011 [0.022]
定数項	0.017 [0.015]	0.025 [0.015]*	0.028 [0.015]*	0.017 [0.015]	0.016 [0.015]	0.014 [0.019]	0.016 [0.018]	0.017 [0.018]	0.016 [0.019]	0.013 [0.019]	-0.036 [0.017]**	-0.035 [0.016]**	-0.038 [0.016]**	-0.035 [0.017]**	-0.035 [0.017]**
観察値数	6112	6112	6112	6112	6112	6112	6112	6112	6112	6112	6112	6112	6112	6112	6112

注1: []の無い数値は係数、[]内の数値はクラスターリングロバスト標準誤差(個人ID)を示している。

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

4.3 教育・訓練の実施による失職リスクの軽減

続いて、就業者の次期の就業状態変化に関する多項プロビットモデルの分析結果および固定効果モデルの分析結果を確認する。ここでは「教育・訓練実施ダミー」だけでなく、次期の就業状態が Covid19 流行中であることを示す 2020 または 2021 年調査ダミーとの交差項の分析結果に注目する。これらを確認することで教育・訓練実施が通常期の失職リスクを軽減させているかを検討するだけでなく、特に負の経済ショック下で失職リスクが軽減されるのかについて検討する。分析結果は表6に掲載し、表6パネルAには「教育・訓練実施ダミー」を用いた分析結果を、表6パネルBには通学や通信教育といった学習方法の内訳に関する変数を用いた分析結果を掲載した。まず表6パネルAについて見ると、「教育・訓練実施ダミー」にはほとんど有意な結果は見られない。一方で、「教育・訓練実施ダミーと20,21年調査ダミーとの交差項」は多項プロビットモデルでも固定効果モデルでも次期失業に対して有意なマイナスの結果を示している。こちらの交差項は2019~2022年調査デ

ータを用いた固定効果モデルの結果では、次期の継続就業に有意プラスかつ次期の失業には有意なマイナスとなっている。これら分析結果からは、そもそも失職リスクが高くない通常期には教育・訓練実施の失職リスク軽減への明確な影響がみられないものの、Covid19 流行中には失職リスクを軽減し継続就業の可能性を高める影響が明確になることが読み取れる。教育・訓練への参加は高度業務の担当を可能にするだけでなく、大きな経済ショックが生じた際でも失職リスクを軽減させるというセーフティーネットの役割もあると考えられる。さらに次期に Covid19 が流行していることを示す「20, 21 年調査ダミー」について見ると、継続就業には有意なマイナスであり次期失業には有意なプラスとなる結果が共通して見られる。同時期には雇用調整助成金の特例措置など多くの雇用対策が取られたものの、それでも Covid19 が失業を増やした影響は明確であったことが確認できる。

次に学習方法別の分析結果に関する表 6 パネル B を見ると、「その他実施」についてはパネル A と同様の傾向であり、固定効果がコントロールされた場合であっても交差項のみ次期失業にマイナスという結果になっている。通常期は明確な影響が見られないが、経済ショック時に失職リスクが軽減されるという影響が読み取れる。通学については「通学実施ダミー」そのものが統計的に有意な結果となっている箇所が複数あるが、用いるデータやモデルで共通しておらず合理的な解釈が難しい。反面、交差項については次期失業に有意なマイナスの結果が複数共通して確認できる。通学についても負の経済ショック時に失職リスクを軽減させる影響を持つと考えられる。一方で通信については交差項が次期失業に有意なマイナスとなった箇所はなく、用いたデータやモデルによって分析結果が異なっている。固定効果モデルでは 19 年以降のデータに限定してもそれ以前を含めても「通信実施ダミーと 20, 21 年調査ダミーとの交差項」が次期の非労働力化に有意なマイナスとなる結果が共通して見られ、経済ショック時に非労働力化を防ぐ効果があるのかもしれない。

表 6

パネル A 教育・訓練の実施と次期就業状態変化に関する分析結果

モデル データ	多項プロビット 13~22			固定効果モデル 13~22			多項プロビット 19~22			固定効果モデル 19~22		
	次期も就 業	次期に失 業	次期に非 労働力	次期も就 業D	次期に失 業D	次期に非 労働力D	次期も就 業	次期に失 業	次期に非 労働力	次期も就 業D	次期に失 業D	次期に非 労働力D
被説明変数	dfdx/se	dfdx/se	dfdx/se	b/se	b/se	b/se	dfdx/se	dfdx/se	dfdx/se	b/se	b/se	b/se
教育・訓練実施D(T 期までの12カ月で)	0.001 [0.003]	0.001 [0.002]	-0.002 [0.003]	0.004 [0.004]	0 [0.003]	-0.004 [0.002]*	0 [0.008]	0.002 [0.006]	-0.002 [0.006]	-0.004 [0.009]	0.001 [0.007]	0.004 [0.006]
教育・訓練実施D× 20又は21年D	0.011 [0.008]	-0.013 [0.006]*	0.001 [0.005]	0.011 [0.007]	-0.009 [0.004]**	-0.002 [0.005]	0.013 [0.011]	-0.015 [0.009]*	0.002 [0.007]	0.018 [0.009]**	-0.014 [0.005]***	-0.004 [0.007]
20または21年調査 D	-0.006 [0.003]**	0.004 [0.002]**	0.001 [0.002]	-0.012 [0.004]***	0.008 [0.003]**	0.004 [0.003]	-0.01 [0.005]**	0.009 [0.004]**	0.001 [0.003]	-0.024 [0.008]***	0.014 [0.005]***	0.01 [0.006]*
コントロール変数	YES			YES			YES			YES		
観察値数	14,733			14,733			5,116			5,116		

注 1: []の無い数値は限界効果と係数、[]内の数値はクラスターリングロバスト標準誤差（個人 ID）を示している。

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

パネル B 通学、通信、その他の教育実施と次期就業状態変化に関する分析結果

モデル データ	多項プロビット			固定効果モデル			多項プロビット			固定効果モデル		
	13~22			13~22			19~22			19~22		
被説明変数	次期も就 業	次期に失 業	次期に非 労働力	次期も就 業D	次期に失 業D	次期に非 労働力D	次期も就 業	次期に失 業	次期に非 労働力	次期も就 業D	次期に失 業D	次期に非 労働力D
	dfdx/se	dfdx/se	dfdx/se	b/se	b/se	b/se	dfdx/se	dfdx/se	dfdx/se	b/se	b/se	b/se
通学実施D(T期ま での12カ月で)	-0.007 [0.01]	-0.005 [0.009]	0.012 [0.004]***	-0.013 [0.012]	0 [0.004]	0.014 [0.011]	0.11 [0.022]***	-0.126 [0.019]***	0.016 [0.011]	0.008 [0.024]	0.01 [0.004]**	-0.018 [0.024]
通学実施D×20又 は21年D	0.129 [0.018]***	-0.134 [0.016]***	0.005 [0.009]	0.023 [0.026]	-0.017 [0.009]**	-0.006 [0.024]	0.008 [0.015]	-0.007 [0.004]	0 [0.014]	-0.015 [0.042]	-0.015 [0.005]***	0.03 [0.041]
通信実施D(T期ま での12カ月で)	0.011 [0.012]	-0.009 [0.009]	-0.001 [0.008]	0.006 [0.009]	-0.01 [0.005]**	0.005 [0.008]	0.254 [0.027]***	-0.12 [0.019]***	-0.134 [0.02]***	-0.002 [0.019]	-0.011 [0.018]	-0.013 [0.006]**
通信実施D×20又 は21年D	0.123 [0.02]**	0.014 [0.013]	-0.137 [0.015]***	0.016 [0.019]	0.008 [0.016]	-0.024 [0.011]**	-0.125 [0.022]***	0.123 [0.022]***	0.002 [0.006]	0.012 [0.021]	0.018 [0.018]	-0.03 [0.011]***
その他実施D(T期 までの12カ月で)	0.003 [0.004]	0.002 [0.002]	-0.005 [0.003]	0.005 [0.004]	0.002 [0.003]	-0.007 [0.003]**	0.002 [0.01]	0.004 [0.006]	-0.006 [0.008]	-0.008 [0.009]	0.003 [0.006]	0.006 [0.006]
その他実施D×20 又は21年D	0.018 [0.011]	-0.02 [0.01]**	0.002 [0.006]	0.008 [0.007]	-0.012 [0.004]***	0.004 [0.005]	0.004 [0.015]	0.02 [0.012]*	-0.022 [0.01]	0.003 [0.009]**	0.021 [0.006]***	-0.019 [0.007]
20または21年調査 D	-0.006 [0.003]**	0.005 [0.002]**	0.001 [0.002]	-0.012 [0.004]***	0.008 [0.003]**	0.003 [0.003]	-0.01 [0.005]**	0.009 [0.004]**	0.002 [0.003]	-0.024 [0.008]***	0.014 [0.005]***	0.01 [0.006]*
コントロール変数	YES			YES			YES			YES		
観察値数	14,733			14,733			5,116			5,116		

注1: []の無い数値は限界効果と係数、[]内の数値はクラスタリングロバスト標準誤差(個人ID)を示している。

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

モデル データ	多項プロビット			固定効果モデル			多項プロビット			固定効果モデル		
	13~22			13~22			19~22			19~22		
被説明変数	次期も就 業	次期に失 業	次期に非 労働力	次期も就 業D	次期に失 業D	次期に非 労働力D	次期も就 業	次期に失 業	次期に非 労働力	次期も就 業D	次期に失 業D	次期に非 労働力D
	dfdx/se	dfdx/se	dfdx/se	b/se	b/se	b/se	dfdx/se	dfdx/se	dfdx/se	b/se	b/se	b/se
通学実施D(T期ま での12カ月で)	-0.006 [0.01]	-0.005 [0.009]	0.012 [0.005]*	-0.014 [0.012]	0 [0.004]	0.014 [0.011]	0.103 [0.021]***	-0.116 [0.018]***	0.013 [0.011]	0.004 [0.024]	0.01 [0.003]***	-0.014 [0.023]
通学実施D×20又 は21年D	0.112 [0.017]***	-0.117 [0.015]***	0.005 [0.009]	0.022 [0.026]	-0.017 [0.009]*	-0.005 [0.024]	0.004 [0.014]	-0.007 [0.004]*	0.003 [0.013]	-0.012 [0.041]	-0.014 [0.004]***	0.026 [0.040]
20または21年調査 D	-0.004 [0.003]	0.003 [0.002]*	0.001 [0.002]	-0.01 [0.004]**	0.007 [0.003]**	0.003 [0.003]	-0.008 [0.004]*	0.006 [0.003]**	0.002 [0.003]	-0.019 [0.007]***	0.01 [0.005]**	0.008 [0.005]*
コントロール変数	YES			YES			YES			YES		
観察値数	14,733			14,733			5,116			5,116		

モデル データ	多項プロビット			固定効果モデル			多項プロビット			固定効果モデル		
	13~22			13~22			19~22			19~22		
被説明変数	次期も就 業	次期に失 業	次期に非 労働力	次期も就 業D	次期に失 業D	次期に非 労働力D	次期も就 業	次期に失 業	次期に非 労働力	次期も就 業D	次期に失 業D	次期に非 労働力D
	dfdx/se	dfdx/se	dfdx/se	b/se	b/se	b/se	dfdx/se	dfdx/se	dfdx/se	b/se	b/se	b/se
通信実施D(T期ま での12カ月で)	0.01 [0.011]	-0.009 [0.008]	0 [0.007]	0.005 [0.009]	-0.009 [0.005]**	0.004 [0.008]	0.251 [0.026]***	-0.118 [0.018]***	-0.133 [0.019]***	-0.007 [0.018]	-0.004 [0.018]	0.011 [0.005]**
通信実施D×20又 は21年D	0.159 [0.021]***	0.021 [0.013]*	-0.181 [0.017]***	0.018 [0.019]	0.006 [0.016]	-0.023 [0.011]**	-0.12 [0.021]***	0.121 [0.021]***	0 [0.004]	0.019 [0.019]	0.01 [0.017]	-0.029 [0.010]***
20または21年調査 D	-0.004 [0.003]	0.003 [0.002]	0.002 [0.002]	-0.01 [0.004]**	0.006 [0.003]**	0.004 [0.003]	-0.008 [0.004]*	0.006 [0.003]*	0.002 [0.003]	-0.02 [0.007]***	0.01 [0.005]**	0.01 [0.005]*
コントロール変数	YES			YES			YES			YES		
観察値数	14,733			14,733			5,116			5,116		

モデル データ	多項プロビット			固定効果モデル			多項プロビット			固定効果モデル		
	13~22			13~22			19~22			19~22		
被説明変数	次期も就 業	次期に失 業	次期に非 労働力	次期も就 業D	次期に失 業D	次期に非 労働力D	次期も就 業	次期に失 業	次期に非 労働力	次期も就 業D	次期に失 業D	次期に非 労働力D
	dfdx/se	dfdx/se	dfdx/se	b/se	b/se	b/se	dfdx/se	dfdx/se	dfdx/se	b/se	b/se	b/se
その他実施D(T期 までの12カ月で)	0.003 [0.004]	0.002 [0.002]	-0.005 [0.003]*	0.005 [0.004]	0.002 [0.003]	-0.007 [0.003]**	0.002 [0.009]	0.004 [0.006]	-0.005 [0.007]	-0.008 [0.009]	0.002 [0.006]	0.006 [0.006]
その他実施D×20 又は21年D	0.017 [0.01]*	-0.018 [0.008]**	0.001 [0.006]	0.009 [0.007]	-0.011 [0.004]***	0.003 [0.005]	0.02 [0.013]	-0.021 [0.01]**	0.002 [0.008]	0.022 [0.009]**	-0.018 [0.006]***	-0.004 [0.007]
20または21年調査 D	-0.006 [0.003]**	0.005 [0.002]**	0.001 [0.002]	-0.011 [0.004]**	0.008 [0.003]**	0.003 [0.003]	-0.01 [0.005]**	0.009 [0.004]**	0.002 [0.003]	-0.024 [0.008]***	0.015 [0.005]***	0.01 [0.006]*
コントロール変数	YES			YES			YES			YES		
観察値数	14,733			14,733			5,116			5,116		

注1: []の無い数値は限界効果と係数、[]内の数値はクラスタリングロバスト標準誤差(個人ID)を示している。

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

4.4 教育・訓練の実施とその後の賃金変化

最後に、非定型抽象業務得点の変化に関する分析で用いた階差モデルを応用し、賃金変化

について分析された階差推定の結果を確認する。分析結果は表 7 に掲載した。表 7 では今期と前期の 1 階差賃金に関する分析だけでなく、次期と前期の 2 階差賃金や次々期との 3 階差賃金に関する分析も加えている。まずは業務得点変化に関する分析で用いたデータと同じく 2019～2022 年調査データを用いた分析について見ると、今期や次期との階差についてはいずれの教育・訓練実施ダミーも有意な結果とならず、非定型抽象業務得点増が生じても賃金に反映はされていない状況が確認される。また長期の賃金変化について見ると、次期賃金との階差についてもいずれの教育・訓練ダミーも有意な結果にならなかったが、次々期との階差について「通信実施ダミー」が 10%水準ではあるが有意なプラスの結果となっている。ただし、2019～2022 年調査データによる次々期と前期との階差賃金は、2020 年と 2021 年には次々期のデータが無いことから、2022 年 1 月時と 2019 年 1 月時の差のみである。Covid19 前後の賃金差であり、偶然そのような結果になっただけである可能性もある。そこで調査実施時期のデータ拡大し、2013～2022 年調査データを用いて同様の分析も実施し、表 7 中表に掲載した。表 7 中表では「教育・訓練実施ダミー」と「その他実施ダミー」が今期と前期の階差賃金について有意なプラスとなり、教育訓練が短期的な賃金増に繋がるという結果となっている。反対に、次期や次々期との階差について有意な結果が見られなくなっている。こちらの結果は本稿と同様のデータや変数を使用し、セミナーや社内勉強会といった担当業務に近い内容と思われる教育・訓練参加が賃金増に繋がることを確認した Yokoyama et al.(2019)と整合的な結果となっている。さらに表 7 下表には、Covid19 流行期のデータを省いた 2020 年 1 月調査までのデータを用いた分析結果を示している。表 7 下表でもいずれの教育・訓練ダミーも次期や次々期との階差については有意ではなく、1 階差賃金については「教育・訓練実施ダミー」が 10%水準となってしまったが有意なプラスを依然と示し、「その他実施ダミー」も同様である。

以上のように教育・訓練実施と賃金増との関係については、一部の分析結果で有意なプラスの結果が見られながらも、分析結果はデータが取得された時期によって異なるものであり不安定である。Hara(2014,2019)や Görlitz, M. Tamm(2016)といった賃金増加効果が確認されなかった先行研究と同様に、本稿の分析でも明確な賃金増加効果を強く主張できない結果となった。2 節では、教育・訓練によって一般的人的資本が向上したとしても転職の実現が難しく時間がかかるような場合には、賃金増がすぐに反映されない可能性があることについて触れた。複数の分析で賃金への影響が明確に見られなかった背景には、このような転職の難しさがあつたのかもしれない。また他の解釈として、そもそも生産性があまり向上していないために即時の賃金増が見られないことも考えられる。さらに他方では、今回扱った教育・訓練実施の変数は一般的人的資本ではなく企業特殊的人的資本を高めることから即時の賃金増が見られなかった可能性も考えられる。複数の研究結果とともに、この度の分析でもなぜ教育・訓練と賃金増との関係性が確認されないのか、についてのさらなる研究が今後の課題となろう。

表 7 教育・訓練の実施による 1～3 年後の賃金変化への影響に関する階差推定結果

(上表：2019～2022 年調査データを用いた分析、中表：2013～2022 年調査データを用いた分析、下表：2013～2020 年調査データを用いた分析)

モデル		OLS														
データ		19～22年														
被説明変数	対数賃金の階差 (今期-前期)					対数賃金の階差 (次期-前期)					対数賃金の階差 (次々期-前期)					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	
	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	
有配偶Dの差分	0.087	0.089	0.089	0.087	0.087	0.055	0.055	0.055	0.054	0.054	0.085	0.086	0.082	0.086	0.081	
子ありDの差分	-0.033	-0.033	-0.033	-0.033	-0.033	-0.114	-0.114	-0.113	-0.114	-0.114	-0.006	-0.007	-0.008	-0.007	-0.008	
東京在住Dの差分	[0.067]	[0.067]	[0.067]	[0.067]	[0.067]	[0.104]	[0.104]	[0.104]	[0.104]	[0.104]	[0.131]	[0.131]	[0.131]	[0.131]	[0.131]	
2019年D	-0.166	-0.164	-0.166	-0.166	-0.164	0.126	0.116	0.126	0.125	0.115	0.06	0.061	0.061	0.057	0.053	
正規就業Dの差分	[0.138]	[0.140]	[0.139]	[0.138]	[0.139]	[0.179]	[0.181]	[0.179]	[0.180]	[0.182]	[0.173]	[0.175]	[0.175]	[0.174]	[0.175]	
500人以上規模Dの差分	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	0.009	0.009	0.009	0.009	0.009	
ブルーカラーDの差分	[0.017]	[0.017]	[0.017]	[0.017]	[0.017]	[0.019]	[0.019]	[0.019]	[0.019]	[0.019]	[0.022]	[0.022]	[0.022]	[0.022]	[0.022]	
教育・訓練実施D(今期までの12カ月で)	0.126	0.126	0.126	0.126	0.126	0.035	0.035	0.035	0.035	0.035	0.061	0.061	0.06	0.061	0.061	
通学実施D(今期までの12カ月で)	[0.039]***	[0.039]***	[0.039]***	[0.039]***	[0.039]***	[0.048]	[0.048]	[0.048]	[0.048]	[0.048]	[0.050]	[0.050]	[0.050]	[0.050]	[0.050]	
通信実施D(今期までの12カ月で)	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001	-0.02	-0.02	-0.019	-0.02	-0.019	0.042	0.043	0.043	0.043	0.044	
その他実施D(今期までの12カ月で)	[0.032]	[0.032]	[0.032]	[0.032]	[0.032]	[0.039]	[0.039]	[0.039]	[0.039]	[0.039]	[0.042]	[0.042]	[0.042]	[0.042]	[0.042]	
定数項	0.033	0.033	0.033	0.033	0.033	0.052	0.052	0.052	0.052	0.052	-0.094	-0.096	-0.096	-0.094	-0.096	
観察値数	[0.040]	[0.040]	[0.040]	[0.040]	[0.040]	[0.043]	[0.043]	[0.043]	[0.043]	[0.043]	[0.057]*	[0.057]*	[0.057]*	[0.057]*	[0.057]*	
有配偶Dの差分	0.015	-	-	-	-	0.005	-	-	-	-	0.019	-	-	-	-	
子ありDの差分	[0.014]	-	-	-	-	[0.017]	-	-	-	-	[0.028]	-	-	-	-	
東京在住Dの差分	-	0.036	-	-	0.034	-	-0.126	-	-	-0.128	-	-0.017	-	-	-0.032	
2019年D	-	[0.063]	-	-	[0.064]	-	[0.087]	-	-	[0.088]	-	[0.088]	-	-	[0.090]	
正規就業Dの差分	-	-	-0.004	-	-0.009	-	-	-0.01	-	-0.008	-	-	0.124	-	0.122	
500人以上規模Dの差分	-	-	[0.031]	-	[0.031]	-	-	[0.045]	-	[0.045]	-	-	[0.071]*	-	[0.071]*	
ブルーカラーDの差分	-	-	-	0.019	0.019	-	-	-	0.016	0.018	-	-	-	0.019	0.013	
教育・訓練実施D(今期までの12カ月で)	-	-	-	[0.015]	[0.015]	-	-	-	[0.019]	[0.019]	-	-	-	[0.029]	[0.029]	
通学実施D(今期までの12カ月で)	0.018	0.021	0.021	0.018	0.017	0.02	0.022	0.021	0.018	0.02	0.023	0.027	0.024	0.023	0.022	
通信実施D(今期までの12カ月で)	[0.006]***	[0.006]***	[0.006]***	[0.006]***	[0.006]***	[0.009]**	[0.008]***	[0.008]***	[0.009]**	[0.009]**	[0.017]	[0.015]*	[0.015]	[0.016]	[0.017]	
その他実施D(今期までの12カ月で)	7669	7669	7669	7669	7669	5179	5179	5179	5179	5179	3065	3065	3065	3065	3065	

モデル		OLS																													
データ		13～22年																													
被説明変数	対数賃金の階差 (今期-前期)										対数賃金の階差 (次期-前期)										対数賃金の階差 (次々期-前期)										
	(16)	(17)	(18)	(19)	(20)	(21)	(22)	(23)	(24)	(25)	(26)	(27)	(28)	(29)	(30)	(26)	(27)	(28)	(29)	(30)	(26)	(27)	(28)	(29)	(30)						
	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se							
有配偶Dの差分	0.028	0.029	0.029	0.028	0.029	0.1	0.1	0.101	0.1	0.1	0.032	0.032	0.031	0.032	0.031	0.032	0.031	0.032	0.031	0.031	0.032	0.031	0.032	0.031							
子ありDの差分	[0.058]	[0.058]	[0.058]	[0.058]	[0.058]	[0.067]	[0.067]	[0.067]	[0.067]	[0.067]	[0.074]	[0.074]	[0.074]	[0.074]	[0.074]	[0.074]	[0.074]	[0.074]	[0.074]	[0.074]	[0.074]	[0.074]	[0.074]	[0.074]							
東京在住Dの差分	-0.01	-0.01	-0.01	-0.01	-0.01	-0.006	-0.006	-0.006	-0.006	-0.006	0.048	0.048	0.048	0.048	0.048	0.048	0.048	0.048	0.048	0.048	0.048	0.048	0.048	0.048							
2019年D	[0.023]	[0.023]	[0.023]	[0.023]	[0.023]	[0.029]	[0.029]	[0.029]	[0.029]	[0.029]	[0.028]*	[0.028]*	[0.028]*	[0.028]*	[0.028]*	[0.028]*	[0.028]*	[0.028]*	[0.028]*	[0.028]*	[0.028]*	[0.028]*	[0.028]*	[0.028]*							
正規就業Dの差分	-0.143	-0.142	-0.144	-0.143	-0.141	-0.02	-0.021	-0.02	-0.02	-0.02	0.071	0.071	0.071	0.071	0.071	0.071	0.071	0.071	0.071	0.071	0.071	0.071	0.071	0.071							
500人以上規模Dの差分	[0.088]	[0.088]	[0.089]	[0.088]	[0.088]	[0.090]	[0.090]	[0.090]	[0.090]	[0.090]	[0.092]	[0.092]	[0.092]	[0.092]	[0.092]	[0.092]	[0.092]	[0.092]	[0.092]	[0.092]	[0.092]	[0.092]	[0.092]	[0.092]							
ブルーカラーDの差分	-0.004	-0.005	-0.005	-0.004	-0.004	-0.023	-0.023	-0.023	-0.023	-0.023	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001							
教育・訓練実施D(今期までの12カ月で)	[0.016]	[0.016]	[0.016]	[0.016]	[0.016]	[0.017]	[0.017]	[0.017]	[0.017]	[0.017]	[0.018]	[0.018]	[0.018]	[0.018]	[0.018]	[0.018]	[0.018]	[0.018]	[0.018]	[0.018]	[0.018]	[0.018]	[0.018]	[0.018]							
通学実施D(今期までの12カ月で)	0.071	0.072	0.072	0.071	0.071	0.048	0.048	0.048	0.048	0.048	0.015	0.015	0.015	0.015	0.015	0.015	0.015	0.015	0.015	0.015	0.015	0.015	0.015	0.015							
通信実施D(今期までの12カ月で)	[0.023]***	[0.023]***	[0.023]***	[0.023]***	[0.023]***	[0.025]*	[0.025]*	[0.025]*	[0.025]*	[0.025]*	[0.027]	[0.027]	[0.027]	[0.027]	[0.027]	[0.027]	[0.027]	[0.027]	[0.027]	[0.027]	[0.027]	[0.027]	[0.027]	[0.027]							
その他実施D(今期までの12カ月で)	0.004	0.004	0.004	0.004	0.004	0.012	0.012	0.012	0.012	0.012	-0.003	-0.003	-0.003	-0.003	-0.003	-0.003	-0.003	-0.003	-0.003	-0.003	-0.003	-0.003	-0.003	-0.003							
定数項	[0.019]	[0.019]	[0.019]	[0.019]	[0.019]	[0.020]	[0.020]	[0.020]	[0.020]	[0.020]	[0.020]	[0.020]	[0.020]	[0.020]	[0.020]	[0.020]	[0.020]	[0.020]	[0.020]	[0.020]	[0.020]	[0.020]	[0.020]	[0.020]							
観察値数	0.024	0.024	0.024	0.024	0.024	0.009	0.009	0.009	0.009	0.009	-0.03	-0.03	-0.03	-0.03	-0.03	-0.03	-0.03	-0.03	-0.03	-0.03	-0.03	-0.03	-0.03	-0.03							
有配偶Dの差分	[0.022]	[0.022]	[0.022]	[0.022]	[0.022]	[0.024]	[0.024]	[0.024]	[0.024]	[0.024]	[0.025]	[0.025]	[0.025]	[0.025]	[0.025]	[0.025]	[0.025]	[0.025]	[0.025]	[0.025]	[0.025]	[0.025]	[0.025]	[0.025]							
子ありDの差分	0.018	-	-	-	-	-0.011	-	-	-	-	-0.002	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-							
東京在住Dの差分	[0.008]**	-	-	-	-	[0.009]	-	-	-	-	[0.011]	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-							
2019年D	-	0.043	-	-	0.042	-	-0.035	-	-	-	-0.033	-	-	-	-	-0.007	-	-	-	-	-	-	-	-0.009							
正規就業Dの差分	-	[0.037]	-	-	[0.037]	-	[0.043]	-	-	-	[0.043]	-	-	-	-	[0.045]	-	-	-	-	-	-	-	[0.045]							
500人以上規模Dの差分	-	-	-0.007	-	-0.013	-	-	-0.027	-	-	-0.025	-	-	-	-	-	0.022	-	-	-	-	0.022	-	0.023							
ブルーカラーDの差分	-	-	[0.020]	-	[0.020]	-	-	[0.022]	-	-	[0.022]	-	-	-	-	-	[0.027]	-	-	-	-	[0.027]	-	[0.027]							
教育・訓練実施D(今期までの12カ月で)	-	-	-	0.018	0.019	-	-	-	-	-	-0.004	-0.003	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.003	-0.004							
通学実施D(今期までの12カ月で)	-	-	-	[0.009]**	[0.009]**	-	-	-	-	-	[0.009]	[0.009]	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	[0.012]	[0.012]							
通信実施D(今期までの12カ月で)	0.021	0.024	0.024	0.021	0.021	0.029	0.027	0.028	0.028	0.029	0.037	0.037	0.036	0.037	0.036	0.037	0.037	0.036	0.037	0.037	0.037	0.037	0.037	0.037							
その他実施D(今期までの12カ月で)	[0.003]***	[0.003]***	[0.003]***	[0.003]***	[0.003]***	[0.004]***	[0.003]***	[0.003]***	[0.003]***	[0.004]***	[0.004]***	[0.004]***	[0.005]***	[0.005]***	[0.004]***	[0.004]***	[0.004]***	[0.005]***	[0.005]***	[0.005]***	[0.005]***	[0.005]***	[0.005]***	[0.005]***							
観察値数	2003	2003	2003	2003	2003	16471	16471	16471	16471	16471	13371	13371	13371	13371	13371	13371	13371	13371	13371	13371	13371	13371	13371	13371							

モデル	OLS														
データ	13~20年														
被説明変数	対数賃金の階差 (今期-前期)					対数賃金の階差 (次期-前期)					対数賃金の階差 (次々期-前期)				
	(31)	(32)	(33)	(34)	(35)	(36)	(37)	(38)	(39)	(40)	(41)	(42)	(43)	(44)	(45)
	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se	b/se
有配偶Dの差分	-0.001	0	0	-0.001	0.001	0.127	0.127	0.129	0.128	0.128	0.032	0.032	0.031	0.032	0.031
	[0.063]	[0.063]	[0.064]	[0.063]	[0.063]	[0.075]*	[0.075]*	[0.075]*	[0.075]*	[0.075]*	[0.074]	[0.074]	[0.074]	[0.074]	[0.074]
子ありDの差分	0.003	0.003	0.003	0.003	0.003	-0.004	-0.004	-0.004	-0.004	-0.004	0.048	0.048	0.048	0.048	0.048
	[0.024]	[0.024]	[0.024]	[0.024]	[0.024]	[0.030]	[0.030]	[0.030]	[0.030]	[0.030]	[0.028]*	[0.028]*	[0.028]*	[0.028]*	[0.028]*
東京在住Dの差分	-0.047	-0.045	-0.049	-0.048	-0.045	-0.078	-0.078	-0.078	-0.078	-0.079	0.071	0.07	0.071	0.071	0.07
	[0.087]	[0.086]	[0.087]	[0.087]	[0.086]	[0.075]	[0.075]	[0.074]	[0.074]	[0.074]	[0.092]	[0.092]	[0.092]	[0.092]	[0.092]
2019年D	-0.004	-0.005	-0.005	-0.004	-0.004	-0.026	-0.026	-0.026	-0.026	-0.026	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001
	[0.017]	[0.017]	[0.017]	[0.017]	[0.017]	[0.017]	[0.017]	[0.017]	[0.017]	[0.017]	[0.018]	[0.018]	[0.018]	[0.018]	[0.018]
正規就業Dの差分	0.066	0.066	0.066	0.066	0.066	0.043	0.043	0.043	0.043	0.043	0.015	0.015	0.015	0.015	0.015
	[0.026]**	[0.026]**	[0.026]**	[0.026]**	[0.026]**	[0.026]*	[0.026]*	[0.026]*	[0.026]*	[0.026]*	[0.027]	[0.027]	[0.027]	[0.027]	[0.027]
500人以上規模Dの差分	-0.005	-0.005	-0.005	-0.005	-0.005	0.027	0.027	0.027	0.027	0.027	-0.003	-0.003	-0.003	-0.003	-0.003
	[0.020]	[0.020]	[0.020]	[0.020]	[0.020]	[0.020]	[0.020]	[0.020]	[0.020]	[0.020]	[0.020]	[0.020]	[0.020]	[0.020]	[0.020]
ブルーカラーDの差分	0.026	0.026	0.026	0.026	0.026	0.004	0.004	0.004	0.004	0.004	-0.03	-0.03	-0.03	-0.03	-0.03
	[0.023]	[0.023]	[0.023]	[0.023]	[0.023]	[0.025]	[0.025]	[0.025]	[0.025]	[0.025]	[0.025]	[0.025]	[0.025]	[0.025]	[0.025]
教育・訓練実施D(今期までの12カ月で)	0.018	-	-	-	-	-0.009	-	-	-	-	-0.002	-	-	-	-
	[0.010]*	-	-	-	-	[0.010]	-	-	-	-	[0.011]	-	-	-	-
通学実施D(今期までの12カ月で)	-	0.057	-	-	0.057	-	-0.024	-	-	-0.022	-	-0.007	-	-	-0.009
	-	[0.039]	-	-	[0.040]	-	[0.043]	-	-	[0.043]	-	[0.045]	-	-	[0.045]
通信実施D(今期までの12カ月で)	-	-	-0.017	-	-0.023	-	-	-0.026	-	-0.026	-	-	0.022	-	0.023
	-	-	[0.022]	-	[0.022]	-	-	[0.023]	-	[0.024]	-	-	[0.027]	-	[0.027]
その他実施D(今期までの12カ月で)	-	-	-	0.016	0.017	-	-	-	-0.001	0	-	-	-	-0.003	-0.004
	-	-	-	[0.010]	[0.010]*	-	-	-	[0.010]	[0.010]	-	-	-	[0.012]	[0.012]
定数項	0.021	0.024	0.025	0.021	0.021	0.032	0.031	0.031	0.031	0.031	0.037	0.037	0.036	0.037	0.037
	[0.004]**	[0.003]**	[0.003]**	[0.004]**	[0.004]**	[0.004]**	[0.003]**	[0.004]**	[0.004]**	[0.004]**	[0.005]**	[0.004]**	[0.004]**	[0.005]**	[0.005]**
観察値数	16228	16228	16228	16228	16228	14719	14719	14719	14719	14719	13371	13371	13371	13371	13371

注1：[]の無い数値は係数、[]内の数値はクラスタリングロバスト標準誤差（個人ID）を示している。

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

5. むすびにかえて

社会人の学び直し支援を通じた生産性向上や労働者の賃金、所得向上への取組が政策としても重視されつつあるが、それだけでなく就業者の教育・訓練参加には失職リスクの軽減といったセーフティーネットの役割も期待される。生産性が向上することで解雇の対象になりにくくなることや、再就職がしやすくなることが考えられるからである。さらには、新技術が定型業務分野の雇用を奪っている状況が多く、先行研究で確認されている中で、教育・訓練への参加によって技術補完的な分野に参入可能な能力を獲得できれば、このような経路によっても失職リスクは軽減されるだろう。このような予測に対し、本稿では雇用者の非定型抽象業務が教育・訓練参加後に増えているかどうか、賃金が増えているかどうか、将来の失業可能性を減らしているかどうか、について計量分析を行った。また事前分析として、どのような特徴を持つ労働者が教育・訓練を実施しやすいかについても分析を行った。分析の結果、以下の4点が明らかになった。

第一に教育・訓練を実施している労働者の特徴としては、高学歴や専門職、若年であるほど教育・訓練を実施している傾向が確認され、このような特徴は先行研究とも整合的であった。さらに通学の実施については未婚者、非正規就業者、労働時間が短いものほど実施されており、通学時間の確保といった時間制約の課題が大きい様子が確認された。

第二に教育・訓練の実施後の非定型抽象業務得点の変化についての分析結果からは、教育・訓練実施後に非定型抽象業務が多くなる傾向が確認された。さらに学習方法別に確認したところ、各種講演会やセミナー、社内勉強会といった非定期的で業務とのかかわりが大きいと思われる教育・訓練に参加した労働者の非定型抽象業務が高くなっていった。新技術でも雇用が奪われにくい非定型抽象業務が多い仕事についてのほど、そもそも賃金が高いこ

とが知られている (Autor and Handel,2013, Kobayashi and Yamamoto,2020)。教育・訓練の実施が当該業務を増やすならば、技術進歩の中でも雇用を奪われにくくする効果だけでなく賃金を高める効果も期待される。

第三の分析では教育・訓練実施と将来の就業状態との関係について多項プロビットおよび固定効果推定を行った。分析の結果、大きな経済ショックの無い状況下では失職リスク軽減への明確な影響は見られなかったが、Covid19 流行期においては教育・訓練を実施している者ほど失業しにくく継続就業が果たされやすい傾向が確認された。そもそも失職リスクの低い通常期には教育・訓練の効果は目立たなかったが、負の経済ショック化においては失職リスク軽減効果が明確化されたと考えられ、教育・訓練は雇用のセーフティーネットにも繋がる事が確認された。また学習方法別には、通学や各種講演会やセミナー、社内勉強会といった教育・訓練への参加に大きな失職リスク軽減効果が見られた。

第四に教育・訓練実施後の賃金変化について分析を行ったところ、いくつかの計量モデルで賃金増に繋がる結果が示されたものの、調査時期など用いるデータの範囲を変えると結果が変わってしまい、教育・訓練が賃金増に繋がることを強く主張できる分析結果は得られなかった。Hara(2014, 2019)などの先行研究で教育・訓練が労働者の能力や生産性を引き上げることが指摘され、本稿の分析でも失職リスク軽減や非定型抽象業務得点の増加に繋がっている様子が確認されたことから、生産性に影響していないとは考えにくい。2節で述べたように、転職の難しさなどにより教育・訓練の実施後に労働者の生産性が高まっても直ぐには賃金に反映されない状況があるのかもしれない。どのような理由によって賃金増が確認されにくいのか、理由の特定化に繋がる分析が今後の課題となろう。

最後に本稿の分析で明らかになったいくつかの点より、政策含意について述べる。教育・訓練の実施をうながす政策は現在も推し進められており、教育・訓練参加には今回の分析でも労働者に有益な影響が確認され、本政策は今後の継続が望まれる。ただし、通学など労働者が企業外で参加する学習への支援は充実しているものの、企業内研修といった企業を介在した学習支援政策はあまり充実していないように思われる。本稿の分析では、社内勉強会を含む「その他実施」に非定型抽象業務得点の増加や失職リスク軽減など複数の効果が強く見られた。職場で主催されるような教育・訓練の効果が高いならば、このような教育・訓練方への支援政策も求められるのではないだろうか。また通学については参加している労働者が非常に少なく、分析結果からも時間確保に大きな課題がある様子が確認された。大学院などにおける履修証明プログラムの柔軟化など働きながら教育機関で学びやすい環境は整えられつつあるが、そのような取組の普及促進や履修証明プログラムと学位とを接合させるといったさらなる柔軟化が求められるのではないだろうか。

【参考文献】

Acemoglu, D., and Pischke, J.S. 1999. Beyond Becker: Training in imperfect labour markets. The economic journal, 109, no. 453, pp. 112-142.
<https://doi.org/10.1111/1468-0297.00405>

- Autor, D., Levy, F., Murnane, R.J. 2003. The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration. *Quarterly Journal of Economics* 118(4), 1279-1333.
<https://doi.org/10.1162/003355303322552801>
- Autor, D.H., Dorn, D. 2013. The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the U.S. Labor Market. *American Economic Review* 103(5), 0553-1597.
<https://doi.org/10.1257/aer.103.5.1553>
- Autor, D.H., Handel, M.J. 2013. Putting Tasks to the Test: Human Capital, Job Tasks, and Wages. *Journal of Labor Economics* 31(2), S59S96.
<https://doi.org/10.1086/669332>
- Becker, G.S. 1962. Investment in human capital: A theoretical analysis. *Journal of political economy*, 70, no. 5, Part 2, pp.9-49.
<http://dx.doi.org/10.1086/258724>
- Goos, MaartenM., Alan Manning, A., and Anna Salomons, A 2009. Job polarization in Europe. *American Economic Review*, 99 (2), 58-63.
<http://dx.doi.org/10.1257/aer.99.2.58>
- Hara, H., 2014, The impact of firm-provided training on productivity, wages, and transition to regular employment for workers in flexible arrangements, *Journal of The Japanese and International Economies*, 34 (2014) pp.336–359.
<https://doi.org/10.1016/j.jjie.2014.10.002>
- Hara, H., 2019, The impact of worker-financed training: Evidence from early- and midcareer workers in Japan, *Journal of The Japanese and International Economies*, 51 (2019) 64–75.
<https://doi.org/10.1016/j.jjie.2018.11.001>
- Hara, H., 2022, The effect of public-sponsored job training in Japan, *Journal of The Japanese and International Economies* 64 (2022) 101187.
<https://doi.org/10.1016/j.jjie.2021.101187>
- Ikenaga, T., Kambayashi, R. 2016. Task Polarization in the Japanese Labor Market: Evidence of a Long-Term Trend. *Industrial Relations* 55(2), 267293.
<https://doi.org/10.1111/irel.12138>
- Kawaguchi, D., 2006, The Incidence and Effect of Job Training among Japanese Women, *Industrial Relations*, 45(3), pp.469-477.
<https://doi.org/10.1111/j.1468-232X.2006.00433.x>
- Kobayashi, T., and Yamamoto, I. 2020 Job tasks and wages in the Japanese labor market: Evidence from wage functions, *Journal of The Japanese and International Economies*, 58 (2020), 101110.
<https://doi.org/10.1016/j.jjie.2020.101110>
- K. Görlitz, M. Tamm., 2016, The returns to voucher-financed training on wages, employment

- and job tasks. *Economics of Education Review*, 52 (2016), pp.51–62.
<https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2016.01.004>
- Tamm, C., 2018, Training and changes in job Tasks. *Economics of Education Review*, vol. 67, pp.137-147.
<https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2018.09.007>
- Van Reenen, J. 2011. Wage Inequality, Technology and Trade: 21st Century Evidence. *Labour Economics*, 18(6), 730-741.
<https://doi.org/10.1016/j.labeco.2011.05.006>
- Yokoyama, I. Kodama, N. Higuchi, Y., 2019. Effects of state-sponsored human capital investment on the selection of training type, *Japan & The World Economy*, 49 (2019) 40–49.
<https://doi.org/10.1016/j.japwor.2018.07.003>