

2020 年の COVID-19 下の就業

——労働力調査を用いた労働者への影響の異質性の検証

深井 太洋

(内閣府経済社会総合研究所研究員)

本稿では、『労働力調査』の個票データと機械学習の手法を応用して 2020 年上半年期において COVID-19 が就業に与えた影響を分析した Fukai, Ichimura and Kawata (2021) の結果を紹介するとともに、データの期間を 2020 年 12 月まで伸ばすことで分析対象を 2020 年全体へと更新した。就業率の前年同月差を用いて COVID-19 下における就業への影響をとらえ、データ主導型の分析を行った結果、2020 年上半年期には約 20% 程度の労働者が就業に対して負の影響を特に受けたことがわかった。一部の労働者への大きな影響といった異質性は 2020 年下半年期においても観察され、影響を受ける属性の人も大きくは変わらなかった。一方で 2020 年下半年期までデータの期間を延ばすことで、休業への影響が上半期は大きかったが、下半期は休業よりは失業や非労働力化への影響に変化していることがわかった。影響を受けた人の属性としてはパート・アルバイトや自営業として働いていた人が多く、先行研究でも指摘されているように対人接触を伴うようなサービス業での影響も観察された。異質性の探索結果を踏まえた分析では、影響を強く受けたパート・アルバイトとして働く労働者が平時に稼ぐ所得の世帯所得に占める割合は中央値でもみても 10% 前後と家計への経済的インパクトは無視できないこともわかった。また、休業から失業あるいは非労働力化している人が下半期に観察された。さらに求職者が仮に仕事があったとしてもすぐに仕事につくことを躊躇しているような傾向もみられた。

目次

- I はじめに
- II 『労働力調査』の個票データ
- III 異質性の探索的分析
- IV 異質性の検証を受けた今後の課題
- V おわりに

I はじめに

新型コロナウイルス (COVID-19) の感染が拡がり始めてから間もなく 2 年経つ。日本においては 2021 年 11 月現在でこれまで 5 回の感染拡大の波を経験しており、感染拡大を抑制するために社会的・経済的活動を制限する様々な政策とともに

日本の労働市場に影響を与えてきた。

COVID-19 が労働市場に与えた影響は国内外において重要な関心事項であり、これまで多くの研究成果が報告されている¹⁾。初期の研究では、対人接触の制限に伴って影響を受けると考えられる仕事や (Kikuchi, Kitao and Mikoshiba 2021)、テレワークの利用可能性に関する労働者間の差など (Okubo 2020; Kawaguchi and Motegi 2021)、人によって影響の受け方が大きく異なるであろうことが指摘されてきた。COVID-19 下におけるデータの収集と分析が進むにつれて、そうした予想がどの程度当てはまっているかの確認が進んでいる。その中でも性別における影響の大きさの違い、あるいは子どもがいることによる就業への負の影響

の大きさの違いは国内外で観察されており、“shecession” (Alon et al. 2021) や “COVID motherhood penalty” (Couch, Fairlie and Xu 2021) という表現がされるほど女性への影響が大きいことがわかってきた。

これまでの研究蓄積をふまえると、COVID-19の影響は各個人のおかれる状況によって大きく異なるという「影響の異質性」が一つのキーワードだろう。では、どういった人が影響をより受けたのだろうか。本稿はそうした異質性をデータ主導型の分析によって見つけていく分析結果の紹介を目的とする。具体的にはCOVID-19下の就業について『労働力調査』（総務省）の個票データを用いて Fukai, Ichimura and Kawata (2021) が行った、機械学習の手法を応用した探索的な異質性の検証結果を紹介する。また Fukai, Ichimura and Kawata (2021) では2020年上半期までの結果を載せているが、本稿では分析に用いるデータを2020年12月まで伸ばした分析結果を報告する。

近年、分析手法や応用が飛躍的に進んできた機械学習の手法を用いることの利点をはじめにまとめておく。機械学習を用いた分析には以下のような特徴がある。まずはデータ主導型の探索的な分析を行うことができるため、事前には見落としてしまうような思わぬ影響の異質性を発見することができる。まさに「データに語らせる」ということが可能となる。こうした探索的分析を定期的に行い記録しておくことで、今後の労働市場への影響などで違いが出てきたときにすぐに何が違うのかを気づくことができる。一方で、今回我々が用いた手法では広く探索を行うことに優れているので、特定のターゲットに絞った分析には必ずしも最適な方法であるとはいえないことも指摘しておく。例えば子どもを持った母親への影響 (Yamamura and Tsutsui 2021; Fukai et al. 2021) において、分析を深掘りするには分析者が決めたモデルや探索の仕方が適している場合もある。しかしながら、Fukai, Ichimura and Kawata (2021) のような探索的な分析を行った結果と、性別や産業などの影響の異質性が大きいと予想された属性についてのターゲットを特定した既存の分析結果を比較することで、既に行われている分析の頑健性を確認す

ることでもある。本稿で紹介する分析手法及びその結果はそうした従来行われてきた分析手法や結果と補完的に活用することができる。

Ⅱではまず、本稿で紹介する結果で用いた『労働力調査』について簡単に紹介する。次のⅢにおいて機械学習を用いた異質性の探索手法を説明し、分析結果を紹介する。Ⅳでは分析結果を踏まえたうえで今後重要だと思われる分析について示唆される記述的な労働市場の動きに関する結果を紹介する。

結論を先取りしていえば、分析の結果は以下のようにまとめられる。はじめに、基本的な探索的分析の結果はFukai, Ichimura and Kawata (2021) を追認することができた。2020年下半期においても就業に対する影響の異質性は観察され、影響を受ける属性の人もそこまで大きくは変わらない。一方で、休業への影響が上半期は大きかったが、下半期は休業よりは失業や非労働力化への影響に変化している。影響を受けた人にはパート・アルバイトの人が多いが、平時においてパート・アルバイトの世帯所得に占める割合は10%を超えるなど家計の経済的インパクトは無視できない可能性がある。また、休業していた人の一部がその後失業・非労働力化しているという経路も観察された。さらに求職者がすぐに仕事につくことを躊躇しているような傾向もみられた。最後にⅤではこうした分析を踏まえて本稿での議論をまとめる。

Ⅱ 『労働力調査』の個票データ

本稿では2019年から2020年にかけての『労働力調査』の個票データを使用する。『労働力調査』は日本における就業・不就業の状況を把握するために毎月月末に実施されている世帯調査である。国勢調査区から選定された調査区に居住する世帯からさらに約4万世帯が選定され、対象世帯における15歳以上の人員（約10万人）が調査に回答する。毎月約10万人が回答する大きなデータであるため、データ主導型の分析が可能となる。調査項目としては各調査月における月末1週間の就業状態が主に訊かれており、ほかにも回答者の性別や年齢、世帯構成などが調査されている。

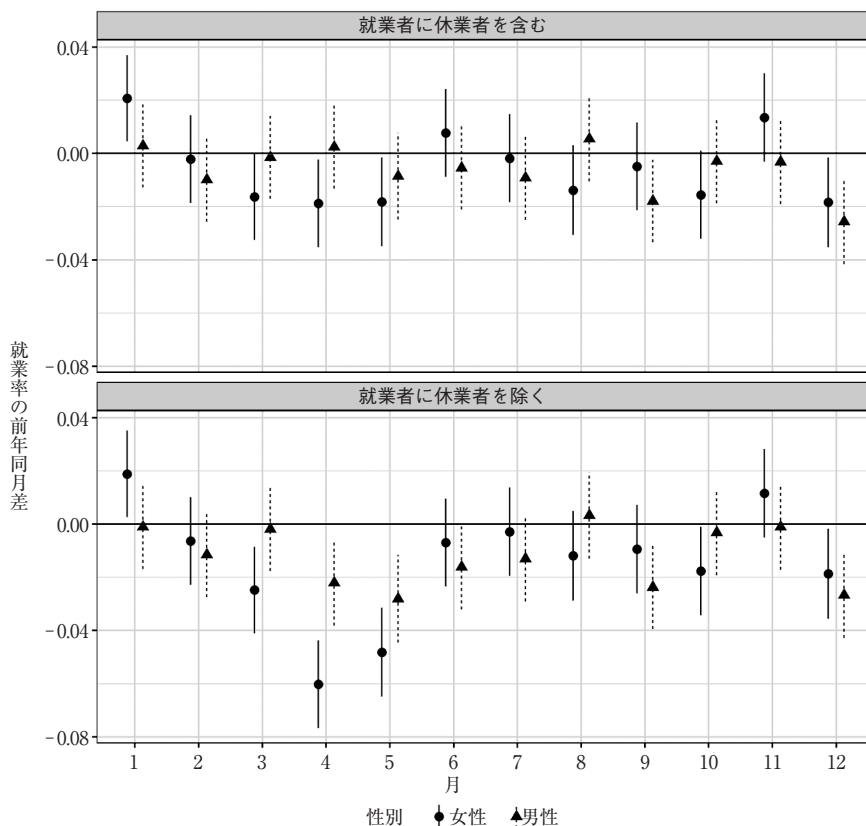
『労働力調査』の一つの特徴として、ローテーションサンプルである点が挙げられる。調査の対象となった世帯は最初の調査月と翌月の2回調査に回答する。そして翌年の同月にも調査が行われるため、引っ越しなどの移動がない限り計4回の調査に回答することになる。また最後の4回目の調査においては現職や前職に詳細な情報、年間収入や学歴などのより細かい項目を訊く特定調査も実施される。このローテーションパネルの調査設計によって、ある年の連続する二月と翌年の同じ月について同一世帯を追跡することが可能となる。これによってCOVID-19下における就業フローについて同一個人を追跡した分析をすることができ、本稿における分析では同一個人について連続する二カ月を追跡したデータを活用する。

本稿では『労働力調査』で調査されている月末一週間の就労状態に着目し、調査対象者が働いて

いるかどうかという二値の就業状態に関する分析を行う。具体的には従業者を働いている状態とみなす狭義の就業状態と、従業者と休業者を働いている状態とみなす広義の就業状態という2つの変数を定義する。休業をわけた指標を新たに定義した理由は以下のとおりである。休業は平時においては育児休業や介護休業といった制度を利用した給与などが支払われる場合を指していることが多い。しかしながら、COVID-19下において自宅待機となった雇用者（例えばシフトを入れられないアルバイトなど）も休業に含まれる（総務省 2009）。こうした休業の動きもとらえるため、Fukai, Ichimura and Kawata (2021) では2つの定義による就業状態を使った分析が提唱されており、本稿もそれに従う

このように定義された就業率が2020年にどのような動きをしていたのかを概観したのが図1で

図1 2020年における就業率の前年同月差



注：各点は就業率における前年同月差を、エラーバーは95%信頼区間を示している。

出所：『労働力調査』（総務省）

ある。ここでは2020年の各月における就業率の前年同月差を、就業率の定義および性別に図示している。まず就業者に休業者を含める場合の定義を見ると、COVID-19の感染が拡大している時期である4、5、8、12月において就業率が下がっていることが分かる。この定義による就業率の下落は失業あるいは非労働力が増えたことを意味している。その影響は上半期に特に女性について大きく、下半期（特に12月）になると男性においてもみられる。次に休業者を就業に含めない定義の結果をみると、やはり感染の拡大期に就業率が下がっていることが分かる。特に4月や5月にかけての落ち込みは大きく、この時期に休業が大きく増えていたことがうかがえる。図1による結果から、時期、就業の定義や性別だけを切り取ってもCOVID-19の影響の見え方が大きく異なることが分かる。こうした異質性をとらえるために、次節以降でデータ主導型の異質性の探索を行う。

Ⅲ 異質性の探索的分析

本稿の分析における主な推定のターゲットは、COVID-19下における就業状態への影響とその異質性にある。そこで、Fukai, Ichimura and Kawata (2021)ではある属性を持つ人の2020年の就業状態と2019年の就業状態の差を比較している。2019年が比較対象として適切であれば、2020年をCOVID-19というトリートメントを受けた群、2019年をコントロール群とみなそうというアイデアである²⁾。詳細な分析手法等についてはFukai, Ichimura and Kawata (2021)を参照されたいが、ここでは異質性の検証の手続き方法について簡単に紹介する。

推定のターゲットは各調査月 m について、調査対象者の年齢、性別、学歴、前月の就業状態などで条件づけた就業状態の前年同月差の周辺化平均値の推定である。

$$E[Y_i | Year_i = 2020, m_i, X_i] - E[Y_i | Year_i = 2019, m_i, X_i],$$

ここで Y_i は個人 i が就業していれば1を取るような二値変数であり、 X_i には、前月の就業状態、月

当たり労働日数、週当たり労働日数及び時間、企業規模、雇用形態、産業、職業、世帯構成、居住都道府県、婚姻状態、世帯主との関係や職探しの状態が含まれる。パネルデータ化した『労働力調査』を使用する利点の一つは前月の就業状態を把握することができ、就業状態の移行過程を把握できる点にある。このような条件付けにより、前月の状態分布を揃えたうえでの就業率の移行過程に関する前年同月比較が可能になる。

多数の変数で条件づけた平均差をOLSなどの古典的な手法で推定すると、過剰適合問題を生じさせる。しかしながら、異質性の探索においては可能な限り様々な属性の組み合わせごとに就業状態への影響を検証したい。そこで過剰適合問題に対応するために機械学習を応用したセミパラメトリック推定を用いる (Chernozhukov et al. 2017, 2018a ; Farrell 2015)。具体的にはCausal Forest法 (Wager and Athey 2018 ; Athey, Tibshirani and Wager 2019) を用いた推定を行う。同推定においては、下記のような部分線形モデルを用いる：

$$Y_i = \tau(m_i, X_i) \times D(Year_i = 2020) + f(m_i, X_i) + u_i.$$

ここで $D(Year_i = 2020)$ は調査年が2020年であれば1、2019年であれば0をとる二値変数である。本分析のカギとなる $\tau(m_i, X_i)$ はある調査月 m における属性 X_i を持つグループ内での就業率の前年同月差、つまり本分析ではCOVID-19の影響であると解釈する。 $\tau(m_i, X_i)$ が負の値であれば、そのグループの就業率が下がっていると解釈できる。

$\tau(m_i, X_i)$ を推定するために部分線形モデルを以下のように書き換える。

$$Y_i - f_Y(m_i, X_i) = \tau(m_i, X_i) \times (D(Year_i = 2020) - f_D(m_i, X_i)) + u_i$$

ただし $f_Y(m_i, X_i)$ は就業ダミー、 $f_D(m_i, X_i)$ は年ダミーの条件付き期待値とする。本稿では、同期期待値をRandom Forest法 (Breiman 2001) で推定することで関数形の特定化の誤謬にも対応している。推定された期待値 $\hat{f}_Y(m_i, X_i)$ と $\hat{f}_D(m_i, X_i)$ をそれぞれ代入すると、推定式は以下のように書き換えられる。

$$Y_i - \hat{f}_Y(m_i, X_i) = \tau(m_i, X_i) \times (D(\text{Year}_i = 2020) - \hat{f}_D(m_i, X_i)) + u_i$$

ここで $\tau(m_i, X_i)$ は、

$$Y_i - \hat{f}_Y(m_i, X_i) - \tau(m_i, X_i) \times (D(\text{Year}_i = 2020) - \hat{f}_D(m_i, X_i)),$$

の二乗誤差を m_i と X_i を特徴量とする Random Forest 法により予測し、それを τ について最小化することにより推定する。

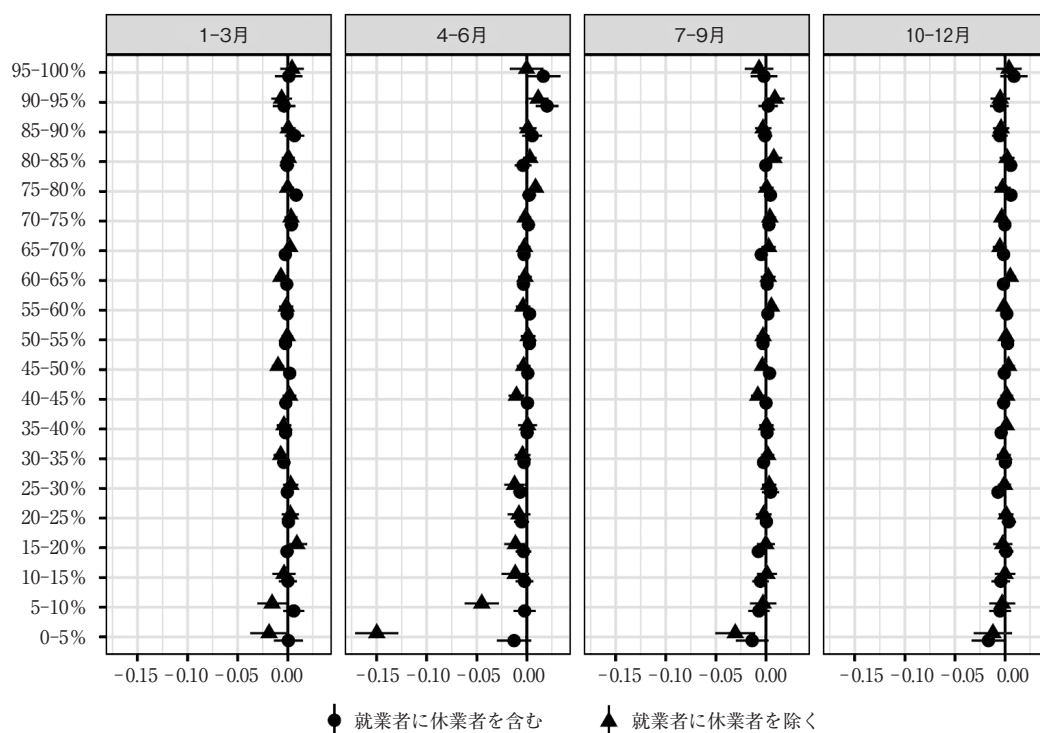
1 GATE による異質性の記述

推定された $\tau(m_i, X_i)$ を用いて、まずは COVID-19 の就業状態への影響がどの程度人によって異なっていたのかを見ていこう。ここでは以下の手順にそって分析を進める。はじめに COVID-19 の影響の予測値である $\hat{\tau}(m_i, X_i)$ を値が低いものから順番に並べる。ここでは 5% タイルごとに予測値を 20 分割する。この分割における一番下位のグループは機械学習によって一番 COVID-19 の

影響を受けたと予測されるグループである。次に、各グループの実際就業状態のデータを用いてグループごとに就業率の 2020 年と 2019 年の差を集計する。これを group average treatment effect (GATE, Chernozhukov et al. 2018b) として報告する。

実際に推定された GATE を 2020 年の四半期ごとに示したのが図 2 である。推定結果は休業を就業に含まない場合と、含む場合それぞれの結果について示している。2020 年を通しての大きな特徴としては、影響が一部の労働者に対して大きいということがあげられる。例えば、COVID-19 の感染がはじめて拡がった 4～6 月期においては、全体の 20% 程度の労働者に影響が大きかったことが分かる。特に、一番影響を受けたグループでは休業を就業に含まない場合 15 ポイント程度も就業確率が下がっている。2020 年下半年期においても影響を大きく受けたグループがいるという構造は観察されており、この結果は Fukai, Ichimura and Kawata (2021) の結果を追認したうえで更新

図 2 四半期別の group average treatment effect



注：各点はグループごとの実際就業率における前年同月差を、エラーバーは 95% 信頼区間を示している。
出所：『労働力調査』（総務省）

している。

2020 年上半期と下半期の結果の主な違いは、休業の扱いによって見え方が異なるかどうかという点である。2020 年上半期の結果では休業への影響が大きいいため、休業を就業とみなすかによって結果の見え方が大きく異なっていた。一方で 2020 年下半期の結果をみると休業を就業とみなすかどうかでの結果の違いはほとんどなくなっている。つまり、2020 年下半期における就業状態への影響は休業というよりは失業や非労働力といったより狭義の非就業状態への移行であった。

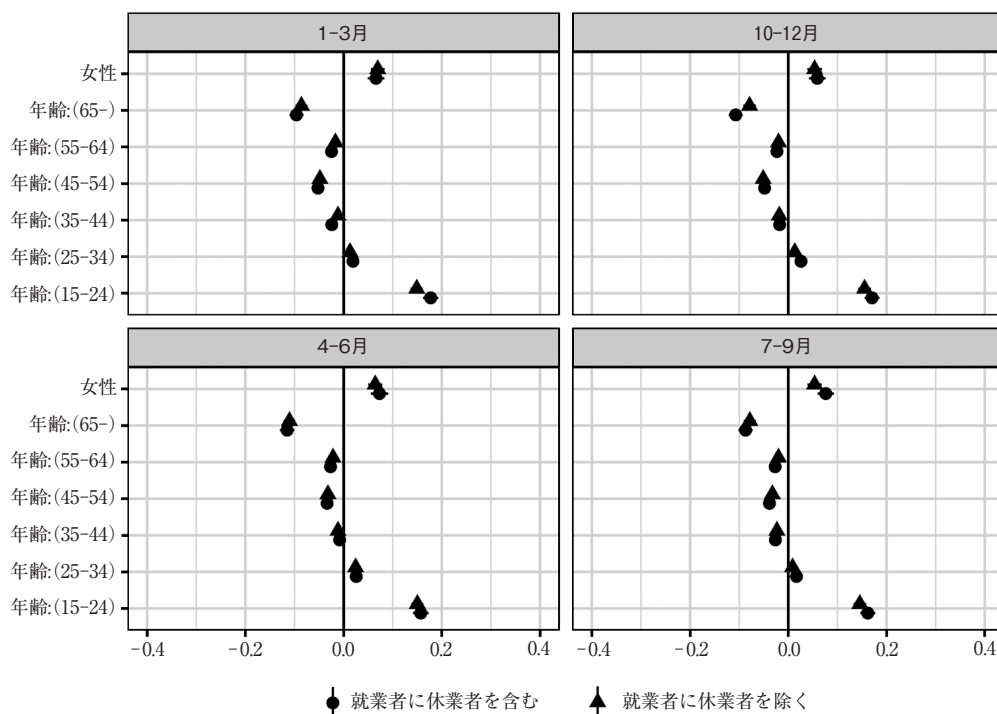
2 最も影響を受けたと予測されるグループの特徴

最も影響を受けたグループにはどのような人たちが多いのだろうか。ここでは図 2 において最も下部に位置するグループ（0～5%）に着目し、どのような属性を持つ人が多いのかを検証していく。具体的には、年齢や性別といったある属性ごとに最も下部に位置するグループの分布と、それ以外のグループの分布の差を計算する。分析の結果は四半期ごと、また休業を就業に含む定義と含まない定義ごとに示していく。

まず初めに、年齢と性別ごとのグループ間の差を見たのが図 3 である。年齢に着目すると、いずれの時期においても 15～24 歳の若い人たちが最も影響を受けたグループに入っていることが分かる。最も影響を受けたグループにおける 15～24 歳の人の割合と、そうでないグループにおける 15～24 歳の人の割合の差が約 20 ポイント前後であった。また性別に着目すると、国内外の先行研究でも指摘されている通り、女性が最も影響を受けたグループに属している傾向にある。性別や年齢に関する差は、休業を就業に含めるかどうかによっても変わらない。また 2020 年の年間を通して 15～24 歳の人たちへの影響や女性への影響は残り続けている。

次に前月の「勤め先における呼称」別にグループ間の差をみたのが図 4 である。最も影響を受けたグループにはアルバイトの人たちが多いことが分かる。その次に多いのが、自営業主である。こ

図 3 最も影響を受けたグループの特徴：性別・年齢



注：各点は GATE における 0～5% のグループとその他のグループにおける構成割合の差を、エラーバーは 95% 信頼区間を示している。
出所：『労働力調査』（総務省）

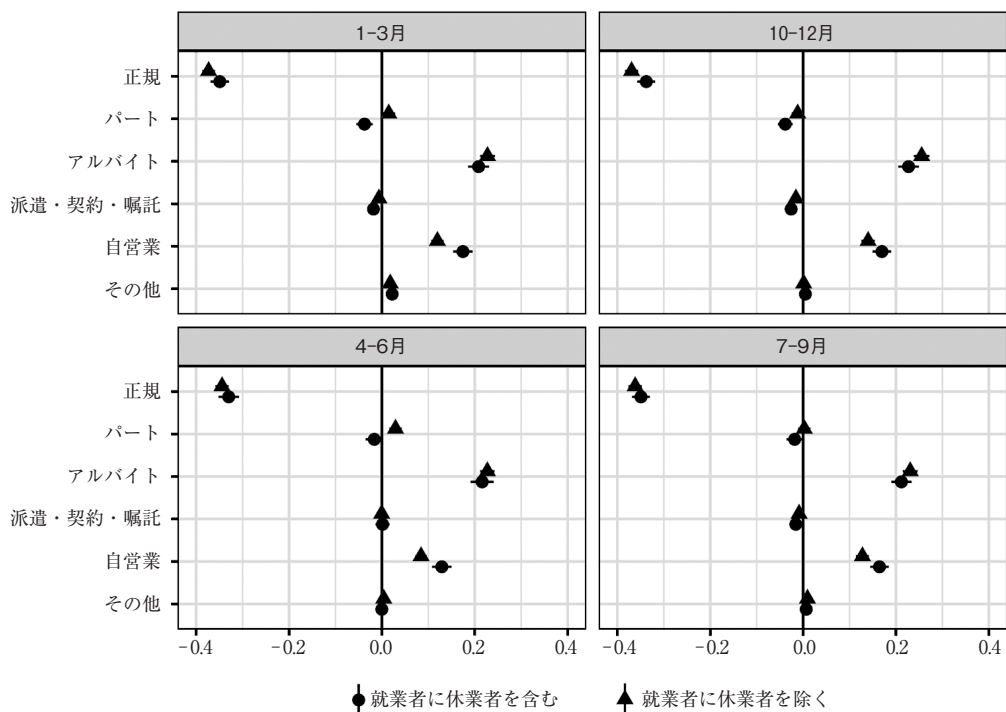
の2つのタイプは2020年の年間を通して最も影響を受けたグループに属する割合が大きい。休業を就業に含めない場合ではパートタイム労働者が上半期において影響を受けたグループにより含まれている。1回目の緊急事態宣言時には、アルバイトだけでなくパートタイマーの休業への影響も大きかったということだろう。また、2020年の年間を通して正規の職員は最も影響を受けたグループに含まれている割合が低い。

最も影響を受けたグループに入っているかどうかと学歴には関係があるかを調べたのが図5である。調査時点で在学していない人に着目すると、学歴間の差は明らかではなかった。COVID-19のはじめてのショック時に学歴ごとに失業への影響が異なっていた米国の結果 (Couch, Fairlie and Xu 2020) とは異なり、4～6月の初めての緊急事態宣言時においても学歴間の差は大きくなく、高校卒の人は大学卒の人と比較して最も影響を受けたグループに含まれている割合は低い。教育に関する

変数として顕著だったのが、学生が影響を受けているグループに多いという点である。2020年の年間を通して、学生が最も影響を受けたグループに属する割合はそうでないグループと比較して10ポイント程度高い。

詳細は載せていないがほかにも以下の属性について分析を行った。まず産業や職業については先行研究でも指摘されている通り、対人接触を伴うようなサービス業である「宿泊業、飲食サービス業」や「生活関連サービス業・娯楽業」が最も影響を受けたグループに含まれる割合が高かった。一方で「製造業」や「医療・福祉」が含まれる割合は低い。また、企業規模での異質性を検証すると、「5人未満」の個人事業主や小規模企業への影響が大きかった一方で、5人以上の企業については企業規模による大きな異質性は見られなかった。また都道府県など特定の地域の人が最も影響を受けたグループに属しているわけではなく、地域による大きな異質性は見られなかった。

図4 最も影響を受けたグループの特徴：前月就業者の勤め先における呼称



注：各点はGATEにおける0～5%のグループとその他のグループにおける構成割合の差を、エラーバーは95%信頼区間を示している。

自営業主には雇人ありと雇人なしを含む。その他には会社役員、自家営業の手伝いや内職も含まれている。

出所：『労働力調査』（総務省）

最も影響を受けたと予測されるグループに属する人の特徴について以下のようにまとめられる。最も影響を受けたグループにいる人の属性は、2020年の年間を通して大きく変化していない。これは Fukai, Ichimura and Kawata (2021) の上半期までの結果を下半期まで伸ばしてはじめてわかったことである。影響を受けた人の特徴としては、15～24歳の若い人、女性、パートやアルバイトとして働いていた人、自営業主、学生、対人接触を伴うサービス業などがあげられる。このように探索的分析によって得られた結果は、すでに報告されている中井 (2020) や内閣府 (2021a) の結果とも整合的である。ただし、ここでの分析は最も影響を受けた5%のグループのみに着目した検証であり、ほかにも影響を受けた人たちや徐々に影響を受け始めている人たちを網羅的に検証できているわけではないことに留意が必要である³⁾。

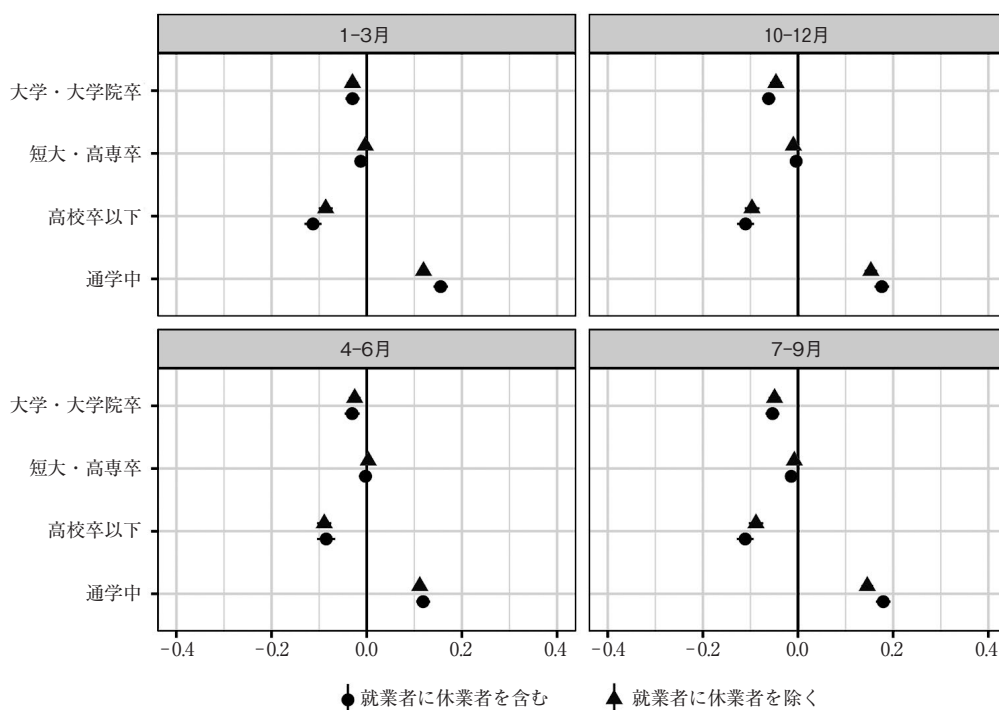
3 影響を受けた人に関するより柔軟な探索

ここまでは就業への影響に関する予測値である

$\hat{\tau}(m_i, X_i)$ を並び替え、最も影響を受けたグループに属する人の特徴を各変数ごとに分析、すなわち周辺分布に焦点をあててきた。最後に、Surrogate tree (Molnar 2020) によるデータ主導型の集計を行うことで、より柔軟に「いつ」また「どのような状況の人」がより影響を受けたのかを確認する。具体的には推計された $\hat{\tau}(m_i, X_i)$ を結果変数、 m_i と X_i を独立変数として最小二乗誤差で評価したデータへの適合度を最大にするように決定木によるサンプル分割を行った。ここで最大4グループに分けることを前提に貪欲なアルゴリズム⁴⁾にて決定木の適合を行った。

分析の結果は図6にまとめられている。休業者を就業者を含めない場合、4月における就業率の下落が著しいことがあらためて確認できる。とくに2020年3月にパート・アルバイト、自営業、家族従業員、派遣／内職などの形態で就業していた労働者の約1割が休業、失業あるいは非労働力化していたことがわかる。休業者を就業者を含めた場合、これまでの議論と同様に就業率の下落幅

図5 最も影響を受けたグループの特徴：学歴



注：各点はGATEにおける0～5%のグループとその他のグループにおける構成割合の差を、エラーバーは95%信頼区間を示している。
出所：『労働力調査』（総務省）

は小さくなる。ただし失業や通学のかたわら従業していた労働者については、とくに女性について点推定値として1ポイント以上の下落を示しており、相対的に負の影響が大きかった。

Ⅳ 異質性の検証を受けた今後の課題

これまでのデータ主導型の分析から、COVID-19が就業状態に与えた影響は人によって大きく異なり、若年層やパート・アルバイトとして働いていた人への影響が大きかった。また2020年上半期においては休業への影響が大きく、下半期にかけて休業への影響は小さくなっていった。本節では、こうした結果を踏まえて今後の分析課題となりうる以下の3つの点について記述的な分析結果を紹介する。1つ目は就業状態への影響についての経済的インパクトの評価である。2つ目は休業者のその後の就業状況の分析である。最後に、労働市場の回復に向けて非就業者の仕事探しの状況に関する結果を紹介する。

1 パート・アルバイト就業者への影響の経済的インパクト

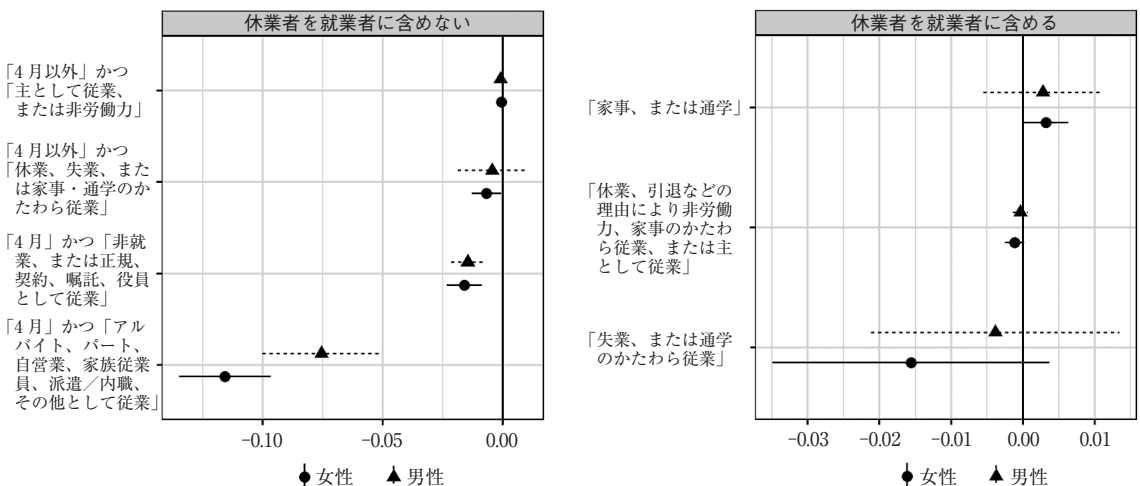
就業状態への分析では、パート・アルバイトとして働いていた人への影響が顕著であることが分かったが、パート・アルバイトとして働いていた

人が働けなくなった時の世帯への経済的インパクトはどれくらいだろうか。休業率や失業率だけでなくそれに伴って失った所得に関する資料は、誰にどの程度の支援が必要なのかという政策立案の際にも有用な情報となるだろう。

そこで本節では、パート・アルバイトとして働いている人に焦点を当て、①誰がパート・アルバイトとして働いている傾向にあるのか、②パート・アルバイトとして働いている人が働けなくなった際に失う所得はどれくらいに関する記述的分析結果を紹介する。所得については『労働力調査』では4回目の調査時点で1年間の所得見込みの情報を訊いており、2019年のデータを用いてパート・アルバイトとして働いている人の年間所得がどの程度であるかを整理する⁵⁾。

まず誰がパート・アルバイトとして働いているのかについて、年齢や性別の分布など2019年のデータを参考としてまとめたのが表1である。職場での呼称であるパートとアルバイトそれぞれについて結果を示している。年齢についてはパートの場合30～50代の人が多い。一方でアルバイトの場合は15～24歳の若年層が半数を占めている。また性別に着目するとパートの場合は約9割が女性である一方で、アルバイトでは性別は男女半々である。15歳以上の世帯員数でみるとアルバイトとして働いている人の約2割が15歳以上の世帯

図6 Surrogate treeによる影響を受けた属性の探索



注：各点は就業率における前年同月差を、エラーバーは95%信頼区間を示している。

出所：『労働力調査』（総務省）

員が一人である。婚姻状態でみるとパートとアルバイトは対照的であり、パートとして働いている人の8割弱は配偶者がいる一方で、アルバイトとして働いている人で配偶者がいるのは3割程度である。15歳未満の子どもが世帯にいるかどうかで見ると、パートとして働いている人の世帯の方がやや子どもがいる割合が高い。これらの結果を統合すると、配偶者がいて世帯の収入を補填する形で働いている女性がパートに多く、若年で親などと同居している人がアルバイトとして働いているというイメージではないだろうか。

次にパート・アルバイトとして働いている人がどのくらいの所得を得ているのかをまとめたのが表2である。パート・アルバイトとして働いている人が多い中年女性のパート・アルバイトの場合

表1 2019年のデータを用いたパート・アルバイト就業者の属性
(単位: %)

	パート	アルバイト
年齢		
15-24 歳	1.9	48.2
25-34 歳	9.7	12.3
35-44 歳	20.3	8.7
45-54 歳	27.0	8.4
55-64 歳	22.5	7.5
65 歳以上	18.6	14.9
性別		
男性	11.7	49.2
女性	88.3	50.8
15 歳以上の世帯員数		
1 人	10.2	18.5
2 人	43.9	23.9
3 人	45.9	57.6
婚姻状態		
配偶者なし	23.6	70.9
配偶者あり	76.4	29.1
15 歳未満の有無		
なし	71.3	85.3
あり	28.7	14.8

注: サンプルは特定調査票が実施されている4回目の調査対象者であり、勤め先における呼称がパートあるいはアルバイトである人。
出所: 『労働力調査』(総務省)

と、若年層のパート・アルバイトのケースについて年間所得の分布を載せている。まず15~64歳女性のパート・アルバイトで見ると所得の平均値は113万円、中央値は75万円であった。これらが世帯所得に占める割合をみると平均で30%、中央値で17%であった。この平均値と中央値のズレは10%程度の世帯がパート・アルバイトとして働いている人からのみの所得で賄われているためである。若年のアルバイトでは所得の平均値は68万円、中央値は75万円であった。こちらも単身学生アルバイトなどが一定数いるため、世帯所得に占める割合は平均値と中央値でズレており、平均26%で中央値は9%であった。

表2の結果から中央値で評価したとしても、パート・アルバイトとして働いていた人が働けなくなると、世帯所得の9~17%という無視できない大きさの経済的インパクトがあることが分かる。ここでは2019年のデータから、パート・アルバイトの所得の相場観をつかむ分析しかできていない。今後行政データなどを活用し実際にどれくらいの所得ショックがあったのかを分析していくことの重要性が示唆される。

2 休業者のその後の就業状況について

COVID-19による就業状態への影響の一つの特徴として、休業の増加が挙げられる。探索的分析からも上半期においては休業状態への移行が顕著であったことがわかった。では、こうした休業者は働く状態に戻っているのだろうか。『労働力調査』では2カ月間個人の就業状態を追跡することが可能であるため、前月に休業していた人が今月どのような状況にあるのかを検証する。

前月に休業していた人にサンプルを限定し、復

表2 2019年のデータを用いたパート・アルバイト就業者の所得分布

	平均値	分布 (パーセンタイル)				
		10	25	50	75	90
15-64 歳女性&パート・アルバイト						
年間所得 (万円)	113	25	75	75	125	175
世帯所得に占める割合 (%)	30%	3%	9%	17%	33%	100%
15-24 歳&パート・アルバイト						
年間所得 (万円)	68	25	25	75	75	125
世帯所得に占める割合 (%)	26%	2%	4%	9%	26%	100%

注: サンプルは特定調査票が実施されている4回目の調査対象者であり、勤め先における呼称がパートあるいはアルバイトである人。年間の所得見込みがカテゴリで調査されているため各カテゴリの階級値を使用。

職確率及び失業あるいは非労働力化の確率の前年同月差を示したのが図7である。休業者の復職確率（パネルA）をみると、2020年4月、8月、9月と12月に復職確率が大きく下がっていることが分かる。この期間は感染の拡大期に当たるため、感染が広がっている時期は復職可能性も下がっていたことが分かる。休業者の失業・非労働力化確率（パネルB）を見ると、4～6月にかけての第1波のタイミングでは非労働力・失業確率は上がっていないが、夏にかけての第2波のタイミングにおいて非労働力・失業確率が有意に上昇していることが分かる。休業していたが結局倒産・廃業してしまったり、見通しが立たないことで復職を諦めたり、感染を恐れての非労働力化など様々な理由が考えられるが、休業から非労働力・失業という経路も確かにあったようだ。

次に、復職した場合に元の職場に戻っているかを確認した。『労働力調査』では調査4回目の特定調査票において現職の入職時期が分かる。この情報を用いて、前月休業していた人が今月就業していた場合に、入職時期が前月以前であるかどうかを計算し、元の職場に戻っているかを確認し

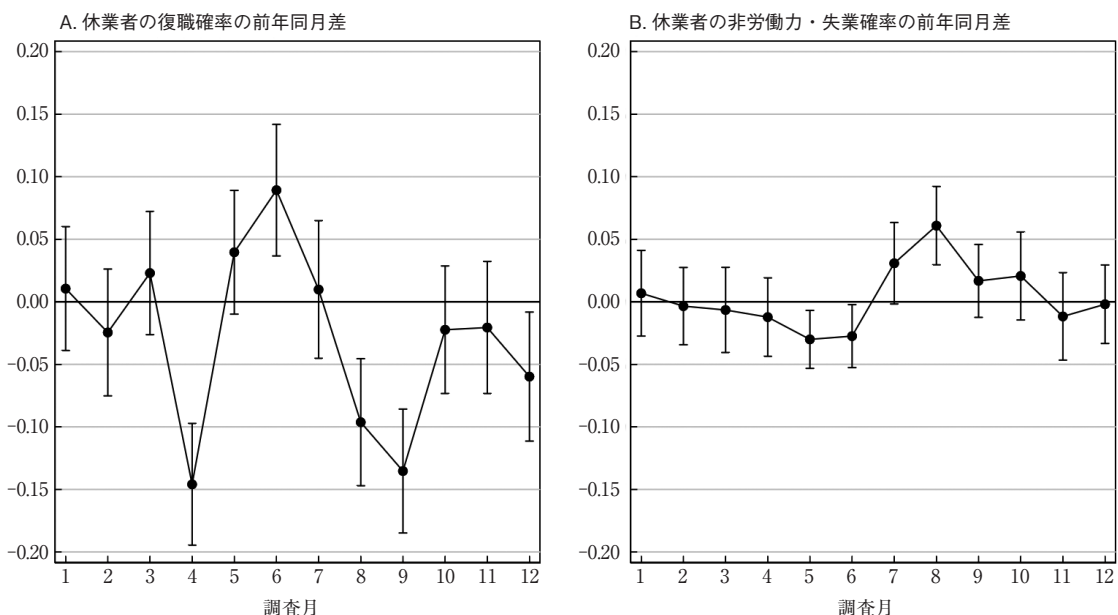
た。2020年の各月において検証したところ、94～99%の労働者が元の職場に戻っていることがわかった。

この分析では下記のような限界がある点を指摘しておく。まずは休業者サンプルの構成が毎月変わるという点である。2020年はCOVID-19の影響によって休業者が増えているため、休業のプールにいる労働者の属性が比較対象である2019年と大きく異なる可能性がある。図7における分析はあくまで記述統計であり、復職確率の厳密な変化をとらえるには、各労働者がいつから休業しているかなどのより詳細な情報を持つデータや長期間のパネルデータを用いた分析が必要になる。また、休業者にサンプルを限定するとサンプルサイズが小さくなってしまうため、年齢、性別や雇用形態などⅢで見つかった異質性を検証することができない。

3 非就業者の仕事探しの状況について

COVID-19の流行により、仕事を失った人が多くいることはこれまでの分析や先行研究からわかったが、そうした人々は再び仕事を探したり働く

図7 前月休業者の労働フロー



注：サンプルは調査時点の前月に休業状態にあった労働者。各点は復職確率及び非労働力・失業確率について各月ごとの前年同月差を、エラーバーは95%信頼区間を示している。

出所：『労働力調査』（総務省）

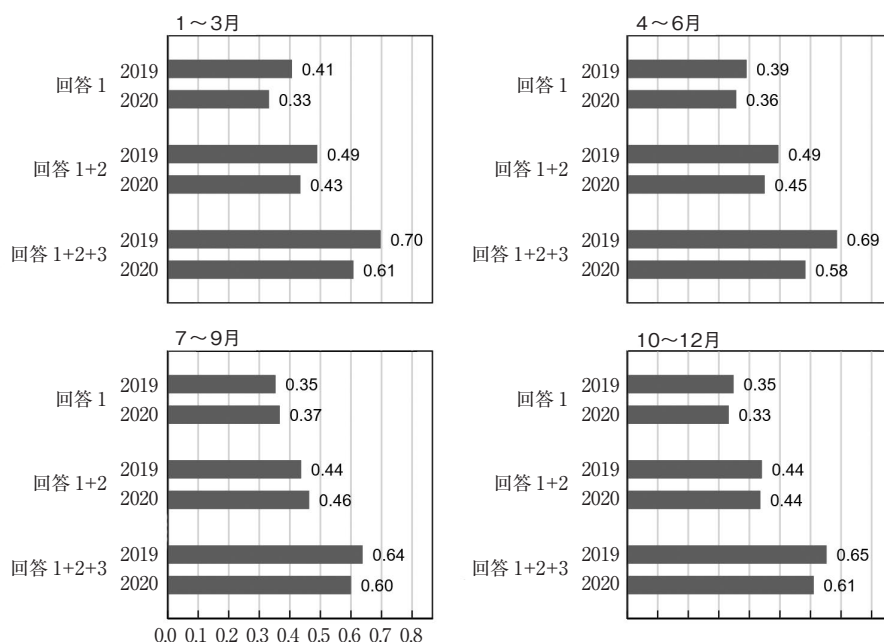
ことを再開したりしているだろうか。Jones et al. (2021) における分析のように、労働市場の回復に関する分析も始まりつつある。そこで、ここでは仕事を探している人の状況について、仕事があってもすぐに働けるかわからないと考える人が増えているという記述的結果を紹介する。

『労働力調査』では未活用労働の把握のために求職者に対して追加的な設問を用意している。具体的には、調査時点前1カ月の間に仕事を探していた人に対して、「今仕事があれば、すぐつくことができますか」と訊いている。この設問に対する回答を四半期ごとに集計したのが図8である。図8から2020年の上半期には「すぐに」あるいは「2週間以内に」つくことができると回答した人が2019年と比較して5ポイントほど減っていることがわかる。一方で、「つくことができない・わからない」と答える人が前年の同時期と比較して10ポイントも上昇しており、仕事を探しつつもいざ仕事があった時にすぐに働き始められるかわからない人が増えていたことが分かる。こ

の傾向は下半期でも観察されており、「つくことができない・わからない」と答えた人は2019年の同時期のデータと比較して4ポイントほど高い水準のままである。

この分析でも、IV2における分析と同様の限界がある点を指摘しておく。まずは失業者の構成が毎月変わるという点である。2020年はCOVID-19の影響によって失業者・非労働力が増えているため、過去1カ月の間に仕事を探している人の属性が比較対象である2019年と大きく異なる可能性がある。また、過去1カ月の間に仕事を探していた人にサンプルを限定するとサンプルサイズが小さくなってしまうため、年齢、性別や雇用形態などⅢで見つかった異質性を検証することができない。例えば、高齢者などは感染による健康への影響を考えて、仕事を探しつつもいざ見つかった時に働くことの不安を抱えているなどあるかもしれない。仕事を探している人への追加的な調査によって、図8に示される結果の背景にどのような理由があるのかが分かるだろう。

図8 「今仕事があれば すぐにつくことができますか」に対する回答割合



注：サンプルは調査時の月末1週間に仕事をしなかった人のうち、過去1カ月の間に仕事探しをしたり、開業の準備をしたことがある人。「今仕事があれば すぐにつくことができます」という問いに対する以下の4つの選択肢を積み上げた結果が示されている（いずれかの選択肢が選ばれるため、回答4の結果は示していない）。回答1. すぐつくことができる、2. すぐではないが2週間以内につくことができる、3. すぐではないが2週間より後につくことができる、4. つくことができない・わからない。

出所：『労働力調査』（総務省）

V おわりに

本稿では、COVID-19 が 2020 年上半期の日本の労働者に与えた影響の異質性を検証した Fukai, Ichimura and Kawata (2021) の結果を紹介し、さらにその分析を 2020 年下半年期まで伸ばした結果を追加した。具体的には『労働力調査』の個票データを使用し、就業率の前年同月差を用いて COVID-19 下において就業にどのような影響があったのかを分析している。推定では機械学習の手法を応用し、異なる労働者間での異質性の検証を試みている。Fukai, Ichimura and Kawata (2021) では 2020 年上半期には約 20% 程度の労働者が就業への影響を特に受けたことを報告していたが、そうした異質性は 2020 年下半年期においても観察され、影響を受ける属性の人もそこまで大きくは変わらなかった。一方で 2020 年下半年期までデータの期間を延ばすことで、休業への影響が上半期は大きかったが、下半期は休業よりは失業や非労働力化への影響に変化していることがわかった。影響を受けた人の属性としてはパート・アルバイトの人が多いが、そうした労働者が平時に稼ぐ所得の世帯所得に占める割合は中央値でもみても 10% 前後と家計への経済的インパクトは無視できない。また、休業から復職あるいは失業・非労働力化している人が下半期に観察された。さらに求職者が仮に仕事があったとしてすぐに仕事につくことを躊躇しているような傾向もみられた。

このように、大規模なデータを使った探索的な分析は COVID-19 の影響を広くとらえるのに有用であるが、より踏み込んだ政策議論などをするにはいくつか課題がある。本分析では働いているかどうかの二値の情報にのみ着目しているが、就労場所、労働時間や所得などまだまだ分析しなければならない項目があるだろう。仕事を失うことによる経済的インパクトや職探しの状況などは雇用保険や公共職業安定所が持つ業務データなど、複数の変数やデータを活用することでより理解が深まるだろう。また、せっかく得た探索的な分析の結果を活かすには、次のステップとして影響を受けた人たちにより焦点を当てた分析が必要にな

る。しかしながら、『労働力調査』だけでは細かい属性の組み合わせに絞った分析は、サンプルサイズの問題から難しいこともある。内閣府 (2021b) でも指摘されているように、特定の対象に絞ったオーバーサンプリングを実施するなど一つの方法だろう。その際に、どの対象に焦点を当てるのかといった問題に答えるための資料として、本稿のようなアプローチによる結果は有用であると考えられる。

謝辞 本稿において紹介されている分析で使用された『労働力調査』の個票データは、総務省統計局より個票利用承認を受け、調査票情報を独自に集計したものである。調査票情報の利用においては総務省統計局をはじめとする関係者のご尽力に深く感謝する。また本稿の作成に有益なコメント及び議論をいただいた市村英彦氏と川田恵介氏の両氏にも感謝を申し上げたい。本稿の内容や筆者の個人的な見解であり内閣府の公式見解ではない。内容に関する一切の誤りは筆者の責に帰するものである。

- 1) 2021 年 11 月 20 時点において、“COVID”というキーワードで労働経済分野の論文を検索すると、NBER の Working Paper で 199 件、IZA の Discussion Paper では 311 件もの論文がヒットした。
- 2) Fukai, Ichimura and Kawata (2021) では、2019 年のデータが比較対象として妥当かに関する検証を行っている。詳細については Fukai Ichimura and Kawata (2021) を参照された。
- 3) 内閣府 (2021a) において報告されている高齢者の非労働力化や Hoshi et al. (2022) において報告されている高齢層の失業の増加などは、下位 5~10% など他のグループにて観察される可能性もある。
- 4) 貪欲なアルゴリズムでは、分割をする際にトップダウンで各階層において最も予測誤差が小さくなるような切り方を探していく。詳細については James et al. (2021) がわかりやすい。
- 5) 所得はカテゴリで調査されているため、ここでは各所得カテゴリの階級値を用いて集計している。

参考文献

- 総務省 (2009) 「労働力調査の結果を見る際のポイント No. 9 (平成 21 年 6 月 30 日)」。 <https://www.stat.go.jp/data/roudou/pdf/point09.pdf>
- 内閣府 (2021a) 「日本経済 2020—2021」。 <https://www5.cao.go.jp/keizai3/2020/0331nk/nk20.html>
- (2021b) 「コロナ下の女性への影響と課題に関する研究会 報告書——誰一人取り残さないポストコロナの社会」。 https://www.gender.go.jp/kaigi/kento/covid-19/siryo/pdf/post_honbun.pdf
- 中井雅之 (2020) 「新型コロナウイルスの影響を受けた 2020 年の雇用動向」緊急コラム # 025, 労働政策研究・研修機構。 <https://www.jil.go.jp/tokusyuu/covid-19/column/025.html>
- Alon, T., Coskun, S., Doepke, M., Koll, D. and Tertilt, M (2021) “From Mancession to Shecession: Women’s Employment in Regular and Pandemic Recessions.” NBER Working Paper 28632, 1–70.

- Athey, S., Tibshirani, J. and Wager, S. (2019) "Generalized Random Forests," *The Annals of Statistics*, Vol. 47, No. 2, pp. 1148-1178.
- Breiman, L. (2001) "Random Forests," *Machine Learning*, Vol. 45, No. 1, pp. 5-32.
- Chernozhukov, V., Chetverikov, D., Demirer, M., Duflo, E., Hansen, C. and Newey, W. (2017) "Double/Debiased/Neyman Machine Learning of Treatment Effects," *American Economic Review*, Vol. 107, No. 5, pp. 261-265.
- Chernozhukov, V., Chetverikov, D., Demirer, M., Duflo, E., Hansen, C., Newey, W. and Robins, J. (2018a) "Double/Debiased Machine Learning for Treatment and Structural Parameters" *Econometrics Journal*, Vol. 21, No. 1, pp. 1-68.
- Chernozhukov, V., Demirer, M., Duflo, E. and Fernandez-Val, I. (2018b) "Generic Machine Learning Inference on Heterogeneous Treatment Effects in Randomized Experiments, with an Application to Immunization in India," NBER Working Paper 24678, pp. 1-52.
- Couch, K. A., Fairlie, R. W. and Xu, H. (2020) "Early Evidence of the Impacts of COVID-19 on Minority Unemployment," *Journal of Public Economics*, Vol. 192, 104287.
- (2021) "The Evolving Impacts of the COVID-19 Pandemic on Gender Inequality in the U.S. Labor Market: The COVID Motherhood Penalty," IZA DP No. 14811.
- Farrell, M. H. (2015) "Robust Inference on Average Treatment Effects with Possibly More Covariates than Observations," *Journal of Econometrics*, Vol. 189, No. 1, pp. 1-23.
- Fukai, T., Ichimura, H. and Kawata, K. (2021) "Describing the Impacts of COVID-19 on the Labor Market in Japan until June 2020," *Japanese Economic Review*, Vol. 72, No. 3, pp. 439-470.
- Fukai, T., Ikeda, M., Kawaguchi, D. and Yamaguchi, S. (2021) "COVID-19 and the Employment Gender Gap," IZA DP No. 14711.
- Hoshi, K., Kasahara, H., Makioka, R., Suzuki, M. and Tanaka, S. (2022) "The Heterogeneous Effects of COVID-19 on Labor Markets: People's Movement and Non-pharmaceutical Interventions," *Journal of the Japanese and International Economies*, Vol. 63, 101170.
- James, G., Witten, D., Hastie, T. and Tibshirani, R. (2021) *An Introduction of Statistical Learning with Applications in R Second Edition*, Springer.
- Jones, S., Lange, F., Riddell, W. and Warman, C. (2021) "Canadian Labour Market Dynamics during COVID-19," IZA DP No. 14588.
- Kawaguchi, D. and Motegi, H. (2021) "Who Can Work from Home? The Roles of Job Tasks and HRM Practices," *Journal of the Japanese and International Economies*, Vol. 62, 101162.
- Kikuchi, S., Kitao, S. and Mikoshiba, M. (2021) "Who Suffers from the COVID-19 Shocks? Labor Market Heterogeneity and Welfare Consequences in Japan," *Journal of the Japanese and International Economies*, Vol. 59, 101117.
- Molnar, C. (2020) "Interpretable Machine Learning: A Guide for Making Black Box Models Explainable," Lulu.com.
- Okubo, T. (2020) "Spread of COVID-19 and Telework: Evidence from Japan," *Covid Economics*, Issue 32, 26, pp. 1-25.
- Yamamura, E. and Tsutsui, Y. (2021) "The Impact of Closing Schools on Working from Home during the COVID-19 Pandemic: Evidence Using Panel Data from Japan," *Review of Economics of Household*, Vol. 19, No. 1, pp. 41-60.
- Wager, S. and Athey S. (2018) "Estimation and Inference of Heterogeneous Treatment Effects Using Random Forests," *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 113, No. 523, pp. 1228-1242.

ふかい・たいよう 内閣府経済社会総合研究所研究員。
最近の主な論文に“Households' Responses to Childcare Fees: Childcare Usage and Parental Labor Supply,”『経済分析』第202号, pp. 172-200, 2021年（近藤純子氏との共著）。
労働経済学専攻。