

Panel Data Research Center, Keio University

PDRC Discussion Paper Series

【第6回学生論文コンテスト JHPS AWARD 受賞論文：最優秀賞】

COVID-19に伴う追加的な家事・育児負担が
日本の共働き世帯の生活や働き方に与えた影響

山本 紗英

2025 年 3 月 31 日

DP2024-007

<https://www.pdrc.keio.ac.jp/publications/dp/9405/>



Panel Data Research Center, Keio University
2-15-45 Mita, Minato-ku, Tokyo 108-8345, Japan
info@pdrc.keio.ac.jp
15 March, 2025

【第6回学生論文コンテスト JHPS AWARD 受賞論文：最優秀賞】

COVID-19に伴う追加的な家事・育児負担が日本の共働き世帯の生活や働き方に与えた影響

山本 紗英

PDRG Keio DP2024-007

2025年3月31日

JEL Classification: D13; J13; J16

キーワード: COVID-19; 家事; 育児; Matching DID; 労働供給; ジェンダー格差

【要旨】

COVID-19は、現代社会において未曾有の影響をもたらした出来事である。外出自粛、学校閉鎖、企業の休業などが要請され、人々の日常生活や働き方に大きな変化をもたらした。このような社会変化の影響は、男女間で顕著な差異を示し、特に雇用面では男性と比較して女性の方が深刻な影響を受けたことが明らかにされてきた。本研究では、特に小学生以下の子どもを持つ世帯と持たない世帯について Matching DID を用い、子供の有無による影響の違いを分析した。その結果、女性の家事・育児時間の大幅な増加と労働力参加率の低下、そして休職率の上昇を確認できた。一方でこのような結果は男性には見られなかった。これは、パンデミック下での休校や登園自粛による負担が女性に偏った結果、女性の労働力供給が抑制されたことを示唆するとともに、労働市場からの退出は女性の再参入に対して持続的な障壁として作用する可能性を示している。この結果を踏まえ、緊急時における保育・教育サービスの持続的な提供体制の構築や、ジェンダーバイアスを解消するための政策的取り組みが不可欠である。

山本 紗英

東京大学 経済学部

謝辞： 本稿の作成に当たり、慶應義塾大学 経済学部附属経済研究所パネルデータ設計・解析センターから「消費生活に関するパネル調査」（JPSC）の個票データを提供して頂いた。

COVID-19に伴う追加的な家事・育児負担が 日本の共働き世帯の生活や働き方に与えた影響

1. はじめに

COVID-19は、現代社会において未曾有の影響をもたらした出来事である。2020年3月11日にWHOがパンデミックを宣言し、日本においても感染拡大防止のための様々な対策が講じられた。2020年4月7日には新型インフルエンザ等対策特別措置法に基づく緊急事態宣言が発出され、各都道府県の知事が外出自粛、学校閉鎖、企業の休業などを要請できるようになった（内閣府、2020）。

2020年4月から2021年9月までの間、各地域で最大4回の緊急事態宣言が発令され、その後も感染拡大防止のための対策は継続された。例えば、東京都では2022年3月末まで不要不急の外出自粛や営業時間の短縮要請を求めるまん延防止等重点措置が実施された（東京都、2020）。これらの措置は、人々の日常生活や働き方に大きな変化をもたらした。特に、観光業や飲食業界は営業時間の短縮などにより大きな打撃を受け、また多くの企業でテレワークが導入されるなど、新しい生活様式への適応が求められた。

このような社会変化の影響は、男女間で顕著な差異を示すことが明らかになっている。特に雇用面では、男性と比較して女性の方が失業率の上昇といった深刻な影響を受けたことが、国内外の研究で報告されている（Alon et al., 2022; Adams-Prassl et al., 2020; Dang & Nguyen, 2021）。このような影響の背景として、二つの重要な要因が指摘されている。第一に、COVID-19の流行下で特に打撃を受けた産業や就業形態における女性の割合が高かったこと（Alon et al., 2020; Mongey et al., 2021; Tobin & Sweetman, 2020; Adams-Prassl et al., 2020; 周, 2020）、第二に、学校や保育施設の休校および閉鎖や登園自粛に伴う育児負担の増加が女性に集中したことである（Del Boca et al., 2020; Heggeness, 2020; Adams-Prassl et al., 2020; Lyttelton et al., 2022; Alon et al., 2022; Fukai et al., 2023）。

しかしながら、日本におけるこれまでの研究は、主にCOVID-19流行初期の短期的影響に焦点を当てており、かつ雇用に対する影響をクロスセクショナルに分析したものが中心であった。2020年以降の長期的な影響や、生活様式の変化がもたらした詳細な影響については、十分な研究が行われていない。

そこで本研究は、COVID-19に伴う追加的な家事・育児負担が日本の共働き世帯に与えた影響を分析する。特に、小学生以下の子どもを持つ共働き世帯を対象とし、休校などによる家事・育児負担の増加が女性のみにより、その結果女性の労働供給を長期的に抑制したことを明らかにしていく。本研究では、慶應義塾大学経済研究所が提供する「消費生活に関するパネル調査（JPSC）」のデータを用いる。JPSCは、長期にわたるパネルデータであり、COVID-19流行前後の変化を観測するのに適している。また、家事・育児時間、労働力参加率、休職率、週当たり労働時間、労働所得といった詳細な変数が利用可能である。分析にはMatching DIDを用い、処置群を「2020年に小学生以下の子供がおり、2020年から2021年において追加的な家事・育児負担が生じた女性およびその配偶者」、対照群を「2020年に小学生以下の子供がおらず、2020年から2021年に追加的な家事・育児負担が生じなかった女性およびその配偶者」としてCoarsened Exact Matchingを行い、群間の共変量のバランスを確保したうえでDynamic DIDを行う。

分析の結果、男性の家事・育児時間に有意な変化は見られなかった一方で、女性の家事・育児時間は2020年に大幅に増加したことが確認された。また、女性の労働力参加率が2020年・2021年ともに有意な低下がみられ、女性の休職率も2020年において有意に上昇したことが確認された。一方でこのような変化は男性においては見られなかった。このことから、小学生以下の子供に由来する家事・育児時間の増加が、女性の労働供給を抑制したという因果効果の可能性を示すことができた。この知見は、パンデミック下における男女間の不平等な影響を実証的に示すとともに、将来の危機対応における政策立案への重要な示唆を提供するものであると考える。

これらの詳細な分析方法および分析結果について、本稿では以下の構成で論じていく。第2章で

は、COVID-19 が男女間に与えた影響に関する先行研究を概観し、本研究の位置づけを示す。第3章では、分析に用いる手法と分析モデルについて説明する。第4章では、データの概要と記述統計を示し、第5章ではマッチング結果を詳述する。第6章ではDID分析の結果、第7章ではその解釈を示し、最終章である第8章では、本研究の結論と政策的示唆を論じる。

2. 先行研究

COVID-19 の流行が男女間の雇用に与えた影響については、これまで多くの研究が行われてきた。特に女性の方が男性よりも大きな影響を受けたことが、多くの国で観察されている。Alon et al. (2022) は、アメリカにおいて2020年2月から4月にかけて女性の失業率が12.8%ポイント上昇したのに対し、男性は9.9%ポイントの上昇にとどまったと述べており、同様のパターンは他の国々でも観察されているという。また、Adams-Prassl et al. (2020) は、国ごとに失業率の程度は異なるものの、アメリカとイギリスについては、女性はそれぞれ6.5%ポイント、4.8%ポイント失職しやすいことを示した。一方でドイツに関しては男女での失業率の差は見られず、すべての国でこのような影響が観察されているわけではないことも指摘している。

このようなCOVID-19による男女間の雇用への影響の差異は、需要サイドと供給サイドの二つの観点から説明されている。需要サイドの影響とは、対面サービス業への営業制限や消費者の外出自粛による財・サービスへの需要減少、および企業が実施する雇用調整がもたらした影響を指す。これに関して、Alon et al. (2020) は、COVID-19の影響を特に受けやすかったサービス業や飲食業といった産業に女性の就業が集中していたことを指摘している。例えば、日本においては最も打撃を受けた産業である宿泊業、飲食サービス業の従事者のうち60%以上が女性であった（統計局、2023）。Mongey et al. (2021) によると、宿泊業や飲食サービス業といった物理的近接性の高い産業において、そうでない産業と比較して失業率が11.91%ポイント高いことが実証的に示されており、結果として女性労働者に特に大きな影響を及ぼしたことを示唆している。さらに、雇用形態の違いも重要な要因として指摘されている。Tobin & Sweetman(2020) や Adams-Prassl et al. (2020) は、パートやアルバイトをはじめとする低賃金労働者や非正規雇用者において失業率が高かったことを示している。周(2020) は、これらを踏まえ、日本においては男性のうち非正規雇用者が20%程度であるのに対し、女性は50%以上であるため、女性は雇用調整の対象になりやすい傾向があったと指摘している。これらの知見は、特定の産業や就業形態への甚大な影響が女性の失業率に大きな影響を及ぼしたことを示唆している。

一方、供給サイドの影響とは、感染者の隔離や濃厚接触者の自宅待機に加え、学校休校による子どもの世話や家族の介護など、家庭内での負担増加により、労働者が仕事時間を制限せざるを得なくなったことによる影響を指す。この点については、家庭内での役割分担の男女差が、雇用への影響の違いを生み出した要因として注目されている。Del Boca et al. (2020) はイタリアのパネルデータを用いて、COVID-19の流行により家事や育児の負担が増加し、その多くが女性に集中していることを示した。さらに、Heggeness (2020) はアメリカの州ごとの月次パネルデータを用い、男性や子供のいない女性は影響を受けなかった一方で、学齢の子供がいる既婚女性は休職する傾向があることを明らかにした。Adams-Prassl et al. (2020) はアメリカとイギリスの男女の失業率の差について、職業特性を考慮しても完全には説明できないことを示し、家庭内のケア責任が一因である可能性を示唆している。さらに、Lyttelton et al.(2022) や Alon et al.(2022) は、夫婦がともにリモートワークを行った場合でも、食事作りといった家事負担が女性に偏り、仕事を阻害したことを明らかにした。これらの結果は、家庭内における子育てや家事負担が女性の雇用や生産性に影響を及ぼしたことを示している。

日本においても同様の研究が進められている。Dang & Nguyen (2021) は、6 か国比較研究において、日本の女性は男性に比べて永久的な失業のリスクが高いことを明らかにした。また、Fukai et al. (2023) は、労働力調査を用いて、子供のいる既婚女性の就業率が COVID-19 の初期段階で低下し、2020 年 12 月まで回復が見られなかったことを報告している。

これらの先行研究は、COVID-19 が男女の雇用に与えた影響を様々な角度から明らかにしているものの、いくつかの課題も残されている。特に、2020 年時点での短期的な影響に焦点を当てているものが多く、2021 年以降の長期的な影響については十分に検討されていない。また日本における研究ではクロスセクションデータを用いた労働力参加率や就業率といった指標の分析がなされてきたが、パネルデータを用いた研究や、家事・育児負担や労働時間といった詳細な変数についての研究は限られている。

これらの課題に対応するため、本研究は以下の点で新たな貢献を行う。第一に、日本のパネルデータを用いて COVID-19 の影響を検証する。第二に、家事・育児時間や労働力参加率といった詳細な変数を用いることで、影響のメカニズムを明確化する。第三に、マッチングと DID を組み合わせた分析手法を用いることで、因果推論の信頼性を高める。これにより、本研究は COVID-19 が日本社会に与えた影響の実態をより正確に理解するための知見を提供することができる。

3. 手法

本研究は、COVID-19 パンデミック時の日本における共働き世帯の生活や働き方の変化について、特に追加的な家事・育児負担が与えた影響を分析する。2020 年 2 月 27 日、政府は全国の小中学校と高校、特別支援学校に対して 3 月 2 日から春休みまでの臨時休校を要請した。一方で、幼稚園や保育所は対象から外されたものの、実際には多くの施設で休園や登園自粛要請が行われた(大庭, 2020)。そのため、特に小学生以下子供がいる家庭では、2020 年以降親の家事・育児負担がそれ以前と比べて増加したと考えられる。このような負担の増加が与えた影響とその男女差を分析するにあたり、本研究では処置群を「2020 年に小学生以下の子供がおり、2020 年から 2021 年において追加的な家事・育児負担が生じた女性およびその配偶者」、対照群を「2020 年に小学生以下の子供がおらず、2020 年から 2021 年に追加的な家事・育児負担が生じなかった女性およびその配偶者」と定義した Matching DID を手法として採用する。この定義により、対照群のうち 2021 年に子供が生まれた女性およびその配偶者は分析から除外される。このように処置群と対照群を明確に区分することで、COVID-19 による家事・育児負担の増加が与えた因果効果を適切に識別することが可能となる。

本研究で用いる Matching DID とは、マッチング推定法と差の差分析を組み合わせた因果推論の手法である。この手法は、処置群と対照群の間で共変量のバランスをとったうえで、事前期間と事後期間におけるアウトカムの変化を比較することで介入の効果を推定する。これまで多く用いられてきた差の差分析は平行トレンド仮定に基づいており、対照群の変化が処置群の反実仮想として機能する。しかし、実際には処置群と対照群の特性が大きく異なることが多い¹。そこで、

¹なお、この問題を解決するために多くの分析において、下記のような差の差分析のモデルにコントロール変数を入れる手法が多く用いられてきた。

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 \text{Treatment}_i + \beta_2 \text{Post}_t + \beta_3 (\text{Treatment}_i \times \text{Post}_t) + \beta_4 X_{it} + \varepsilon_{it}$$

ここで、 i は個人を、 t は時点を表し、 Y_{it} はアウトカム変数、 Treatment_i は処置群ダミー変数、 Post_t は処置後ダミー変数を表す。 β_3 が処置効果を示す DID 推定量となる。 X_{it} はコントロール変数ベクトル、 ε_{it} は誤差項である。しかし、これは線形モデルの域を出ない。このモデルと比較したときの Matching DID の利点は、観測可能な特性が類似したサンプル同士をマッチングした上で DID を実施するため、上記モデルよりもより直感的かつ確からしいモデルであると考えられる。

差の差分分析にマッチングを組み合わせることで、群間の観測可能な特性を調整し、ベースラインでの類似性を高めることができる。Daw & Hatfield (2018) がマッチングの目的について「交絡因子を軽減し、介入群と対照群の比較可能性を向上させること」であると述べているように、マッチングにより群間のバランスをとることで、平行トレンド仮定の成立がより確からしいものとなる。

本研究で用いるサンプルは、次章で示す通り、処置群と対照群の特性が大きく異なっている。処置群には小学生以下の子供をもつ比較的若い夫婦が入るのに対し、対象群は子供を持つ選択をしなかった夫婦だけではなく、子供が中学生以上の中高齢の夫婦も含まれているからである。そのため、処置群と対照群のバランスを調節するうえでマッチングが非常に有効であるといえる。

しかしながら、Matching DID にはいくつかの課題も存在する。その一つが「平均への回帰」の問題である。Daw & Hatfield (2018) は、事前期間のアウトカムレベルや、観測期間を通じて変動する共変量のレベルに基づいてマッチングを行うと、事後期間で平均への回帰が発生し、バイアスが生じる可能性がある²と指摘している。具体的には、極端な事前期間の値を持つユニットが、事後期間には平均に近づく傾向があるため、介入効果が過大または過小評価されるリスクがある。このリスクを回避し、適切なマッチングを行うために有効なマッチング変数の選択として、変数が時間的に安定しており、アウトカムと強く関連しすぎないことが望ましいと結論付けられている。

本研究では、マッチング変数として 2018 年時点での女性の年齢、学歴、勤務先の規模および産業分類、さらに配偶者の年齢と年収を用いる Coarsened Exact Matching を行った。これらは女性の生活時間及び雇用に影響を与えうるもので、かつマッチングさせることで平行トレンドの仮定が満たされるものを選択した。なお、女性と配偶者の年齢と配偶者の年収に関しては層別化を行っている。これらのうち、女性と配偶者の年齢、学歴は観測期間を通じて変化しない。一方で、女性の勤務先の規模・産業分類、配偶者の年収は時間を通じて変化する可能性が残っているため、Daw & Hatfield (2018) が指摘するリスクを引き起こしかねない。そこで、それぞれの変数が年ごとに変化しない確率を Table1 に示した。

女性の勤務先の規模、産業分類は二値変数であるため、前年と一致する確率を確認した。勤務先の規模 (Women in Large Company) に関しては 94%前後で一致、産業分類 (Women in High/Low-contact & Flexible/Inflexible Industry) に関しても 95%以上の確率で一致しており、両者ともに非常に固定的であるといえる。よって、これらの変数は観測期間を通じて変化するが、それによって引き起こされるバイアスは考えにくい。また、配偶者の年収 (Husband's Labor Income) は層別化を行ったうえでマッチングを行っているが³、同じ年収レベルにとどまる確率は 80%前後となっている。勤務先の規模や産業分類と比べると変動する可能性は高くなっているが、同じ年収レベルにとどまる確率は高いことが考えられる。変数が固定的かどうかについて、明確な基準はないため、本研究ではこれらの変数をマッチングに使用することで大きなバイアスを引き起こす可能性は少ないと仮定して、分析を行った。

²Matching DID におけるマッチングについて、Daw & Hatfield (2018) はアウトカムのベースライン水準でのマッチング、共変量のベースライン水準でのマッチング、アウトカムのトレンドでのマッチングの 3 つに分類して論じている。アウトカムのベースライン水準でのマッチングは、介入前のアウトカム変数の水準に基づいて処置群と対照群をマッチングする手法であるが、時系列相関が低い場合や両群の事前期間の水準差が大きい場合にバイアスが生じやすい。共変量のベースライン水準でのマッチングは、アウトカムと相関のある共変量の介入前の水準でマッチングを行う手法であり、バイアスは共変量の時系列相関が低い場合や、共変量とアウトカムの相関が強い場合に生じる。アウトカムのトレンドでのマッチングは、介入前のアウトカムの傾向に基づいてマッチングを行う手法であるが、トレンドの安定性が非常に高い場合を除き、バイアスの軽減効果は限定的である。本研究では、共変量のベースライン水準でのマッチングが当てはまっている。特に注意すべき点として、事前期間の水準差が大きいほどマッチングしたくなるが、それがむしろバイアスを増大させる可能性がある³と述べられている。

³Daw & Hatfield (2018) も、時系列で変動する連続変数をマッチングに使用する際は、「低・中・高」等のカテゴリカル変数に変換することで、平均への回帰の影響を抑制できる可能性がある³と述べている。このことから、年収を層別化させたうえでのマッチングはマッチ数を増やすだけではなくバイアスを軽減する効果も持っている。

Table 1: 2 期間で属性が一致する確率

Year	Women in Large Com- pany	Women in High-contact & Flexible Industry	Women in High-contact & Inflexible Industry
2017-2018	0.940	0.990	0.950
2018-2019	0.953	0.986	0.952
2019-2020	0.946	0.994	0.961
2020-2021	0.939	0.994	0.966

Year	Women in Low-contact & Flexible Industry	Women in Low-contact & Inflexible Industry	Husband's Labor In- come
2017-2018	0.950	0.968	0.800
2018-2019	0.954	0.967	0.804
2019-2020	0.959	0.979	0.803
2020-2021	0.960	0.972	0.782

次に、マッチング後のデータを用いて、Dynamic DID モデルを推定した。推定に用いた回帰式は以下の通りである。

$$Y_{it} = \sum_{e \neq 2019} \beta_e \mathbf{I}(t = e) \times WithChild2020_i + \sum_{e \neq 2019} \gamma_e \mathbf{I}(t = e) + \delta WithChild2020_i + \epsilon_{it} \quad (1)$$

Y_{it} は個人 i の t 期におけるアウトカム、 $\mathbf{I}(\cdot)$ は括弧内の条件を満たす場合に 1 となり、そうでない場合に 0 となる指標、 $WithChild2020$ は個人 i に 2020 年時点で小学生以下の子供がいれば 1 となり、そうでない場合に 0 となるダミー変数である。また、 ϵ_{it} は誤差項を表す。 β_e は関心のあるパラメータであり、参照年を 2019 年として処置前後の e 年における処置効果を示す。すなわち、 e 年における処置群の女性およびその配偶者と、対照群の女性およびその配偶者との時間の差を表している。

4. データ

本研究では、慶應義塾大学経済研究所 パネルデータ設計・解析センターが提供する「消費生活に関するパネル調査 (JPSC)」のデータを使用する。この調査は同センターによって 1993 年に開始され、20 代半ば以降の女性およびその配偶者を対象に以降毎年実施されている。また、1997 年、2003 年、2008 年、2013 年には約 5 年おきに 24 歳から 30 歳前後のコホートが追加されている。JPSC では、女性本人及び配偶者の年齢、学歴、就業状態などの基本的な属性のほか、就業内容、家計、家族関係、日々の生活などの項目に関して調査が行われている。2024 年現在では、1993 年から 2021 年までのデータが利用可能である。JPSC の継続的かつ詳細な調査により、同一個人における COVID-19 の流行前後の就業状況や就業内容の変化だけではなく、日々の生活の変化も観測することができる。なお、この調査は毎年 10 月に実施されているため、COVID-19 の影響は 2020 年調査からみられる。

本研究に用いるサンプルは、次のように構成されている。まず、使用する期間を 2017 年から 2021 年に絞った。これは、2020 年に小学生以下の子どもを持つことを処置として定義しているた

めである。COVID-19 の流行以前のデータを長くとってしまうと、例えばあるサンプルについて 2019 年に第一子が生まれた場合、そのサンプルが 2018 年以前では処置群ではなく対照群のような動きをしてしまい、平行トレンドの仮定が成り立ちにくくなる可能性が生じる。次に、サンプルを既婚の男女に絞った。JPSC において男性は女性の既婚者としてのみデータがとられているため、全員が既婚者である。一方女性は既婚者・未婚者ともに調査が行われている。本研究では、男女に対する影響の違いを比較したり、夫婦間で分担している家事などへの影響を観察したりするために、男女とも既婚者に揃えた。次に、共働き世帯での変化を見るために、2018 年時点で夫婦ともに就業しているサンプルに絞った。最後に、2021 年において第一子を出産した女性を除外した。これは、処置群の「2020 年に小学生以下の子供がおり、2020 年から 2021 年において追加的な家事・育児負担が生じた女性およびその配偶者」、対照群の「2020 年に小学生以下の子供がおらず、2020 年から 2021 年に追加的な家事・育児負担が生じなかった女性およびその配偶者」という定義のいずれにも当てはまらないためである。

Table2 はこのデータの基本統計量を示している。女性全体の人数×観測期間は 6733 で、観測期間は 2017 年から 2021 年の 5 期間であるため平均して 1 期あたり 1350 人が観測されている。そのうち 2020 年時点で小学生以下の子供がいる人の人数×観測期間 (With Child in 2020) は 2989、2020 年時点で小学生以下の子供がいない人の人数×観測期間 (Without Child in 2020) は 3744 であった。全体については女性の平均年齢 (Women's Age) は 44 歳で、23 %が大卒以上 (Highly Educated Women)、16 %が大企業に勤めている (Women in Large Company)。配偶者の平均年齢 (Husband's Age) は 46 歳で、平均労働所得 (Husband's Labor Income) は 487 万円であった。女性の労働力参加率 (Women's Labor Force Participation Rate) は 75 %、休職率 (Women's On Leave Rate) は 3.1 %、週当たり労働時間 (Women's Weekly Working Hours) は平均 23 時間、週当たり残業時間 (Women's Weekly Overtime Hours) は平均 2.2 時間、平均労働所得 (Women's Labor Income) は 158 万円、週当たり家事・育児時間 (Women's Weekly Housekeeping and Childcare) は 2490 分であった。配偶者の労働力参加率 (Husband's Labor Force Participation Rate) は 97 %、休職率 (Husband's On Leave Rate) は 0.3 %、週当たり労働時間 (Husband's Weekly Working Hours) は 33 時間、週当たり残業時間 (Husband's Weekly Overtime Hours) は 9 時間、週当たり家事・育児時間 (Husband's Weekly Housekeeping and Childcare) は 560 分であった。

女性が従事している業種は Albanesi and Kim (2021) に基づいて、16 分類を High-contact & Flexible, High-contact & Inflexible, Low-contact & Flexible, Low-contact & Inflexible の 4 つに分類した。このグループ分けを Table3 に示した。High-contact & Flexible は教育・学習支援業が分類される。High-contact & Inflexible は宿泊業・飲食サービス業と医療・福祉が含まれ、このグループが最もコロナの影響を受けたと考えられる。Low-contact & Flexible は電気・ガス・熱供給・水道業、情報通信業、卸売・小売業、金融業・保険業・不動産業が当てはまる。最後に Low-contact & Inflexible は農業・林業、漁業・水産業、鉱業・採石業、建設業、製造業、運輸業、公務が分類される。

2020 年時点で小学生以下の子供がいる人と、そうでない人ではデモグラフィック属性が大きく異なることがわかる。女性の年齢は子供がいる人のほうが 10 歳以上若く、大卒以上の割合が 15 % 以上高い。また、配偶者の年齢も 10 歳以上若く、労働所得は 20 万円以上高い。子供がいない人には、子育てが終わったか小学生以上の子供がいる夫婦と、子供がいない夫婦が含まれているため、子供がいる夫婦のほうが年齢層が低く、かつ子供を養うための所得や、それに紐づく学歴が高くなるのが容易に想像される。Appendix の Figure8 から Figure13 にはマッチングをしていない処置群と対照群のアウトカムのプロットを掲載した。一部で平行トレンドのようなものは見られるものの、群間の共変量のバランスが取れているとは言い難いため、2020 年以降の変化の差

が必ずしも子供の有無に由来するものとは言えない。

Table 2: 基本統計量

Variable	N	Overall, N = 6,733 ¹	With Child in 2020, N = 2,989 ¹	Without Child in 2020, N = 3,744 ¹
Women's Age	6,733	44 (9)	38 (5)	49 (8)
Highly Educated Women	6,733	1,556 (23%)	950 (32%)	606 (16%)
Husband's Age	6,733	46 (10)	40 (6)	52 (9)
Husband's Labor Income(10,000 yen)	6,421	487 (311)	500 (268)	477 (341)
Women in Large Company	4,997	814 (16%)	381 (18%)	433 (15%)
Women in High-contact Flexible Industry	6,733	355 (5.3%)	142 (4.8%)	213 (5.7%)
Women in High-contact Inflexible Industry	6,733	1,554 (23%)	650 (22%)	904 (24%)
Women in Low-contact Flexible Industry	6,733	1,512 (22%)	652 (22%)	860 (23%)
Women in Low-contact Inflexible Industry	6,733	1,151 (17%)	492 (16%)	659 (18%)
Women's Labor Force Participation Rate	6,733	5,075 (75%)	2,144 (72%)	2,931 (78%)
Women's On Leave Rate	6,733	210 (3.1%)	196 (6.6%)	14 (0.4%)
Women's Weekly Working Hours	6,733	23 (18)	20 (17)	26 (18)
Women's Weekly Overtime Hours	4,945	2.2 (4.0)	1.8 (3.7)	2.5 (4.3)
Women's Labor Income(10,000 yen)	6,565	158 (197)	138 (184)	174 (206)
Women's Weekly Housekeeping and Child-care (min)	6,544	2,490 (1,538)	3,337 (1,599)	1,811 (1,084)
Husband's Labor Force Participation Rate	6,732	6,543 (97%)	2,969 (99%)	3,574 (95%)
Husband's On Leave Rate	6,733	18 (0.3%)	8 (0.3%)	10 (0.3%)
Husband's Weekly Working Hours	6,733	33 (23)	31 (24)	34 (22)
Husband's Weekly Overtime Hours	4,738	9 (9)	10 (9)	8 (8)
Husband's Weekly Housekeeping and Childcare (min)	6,259	560 (666)	855 (755)	322 (462)

¹Mean (SD); n (%)

²「With Child in 2020」の列は、2020年時点で小学生以下の子供がいるサンプルの基本統計量を示す。

³Highly Educated Women: 大学卒業以上の学歴を持つ女性として定義した。

⁴Large Company: 厚生労働省の定義に基づき、従業員数1,000人以上を大企業として定義した。

⁵Industry: 産業は対人接触度 (High/Low-Contact) と働き方の柔軟性 (Flexible/Inflexible) の観点から4つのカテゴリーに分類される。具体的な分類はTable3に示した。

⁶Weekly Working Hours: 質問票では平日と休日のそれぞれの労働時間を尋ねている。これらを合計し、週当たりの時間に換算した。この値には残業時間は含まれない。

⁷Weekly Overtime Hours: 質問票では週当たりの有給および無給の残業時間をカテゴリ別で尋ねている。それぞれの階級値を取り、個人ごとに合計して残業時間とした。

⁸Weekly Housekeeping and Childcare: 質問票では平日と休日の家事・育児時間を尋ねている。これらを合計し、週当たりに換算した。

Table 3: 対人接触度と働き方の柔軟性に基づく産業分類

	Flexible	Inflexible
High-contact	教育・学習支援業	宿泊業・飲食サービス業 医療・福祉
Low-contact	電気・ガス・熱供給・水道業 情報通信業 卸売り・小売業 金融業・保険業・不動産業	農業・林業 漁業・水産業 鉱業・採石業 建設業 製造業 運輸業 公務

Note: Albanesi and Kim (2021) に基づいて、JPSC の産業 16 分類を High-contact & Flexible, High-contact & Inflexible, Low-contact & Flexible, Low-contact & Inflexible の 4 つに分類した。

5. マッチング結果

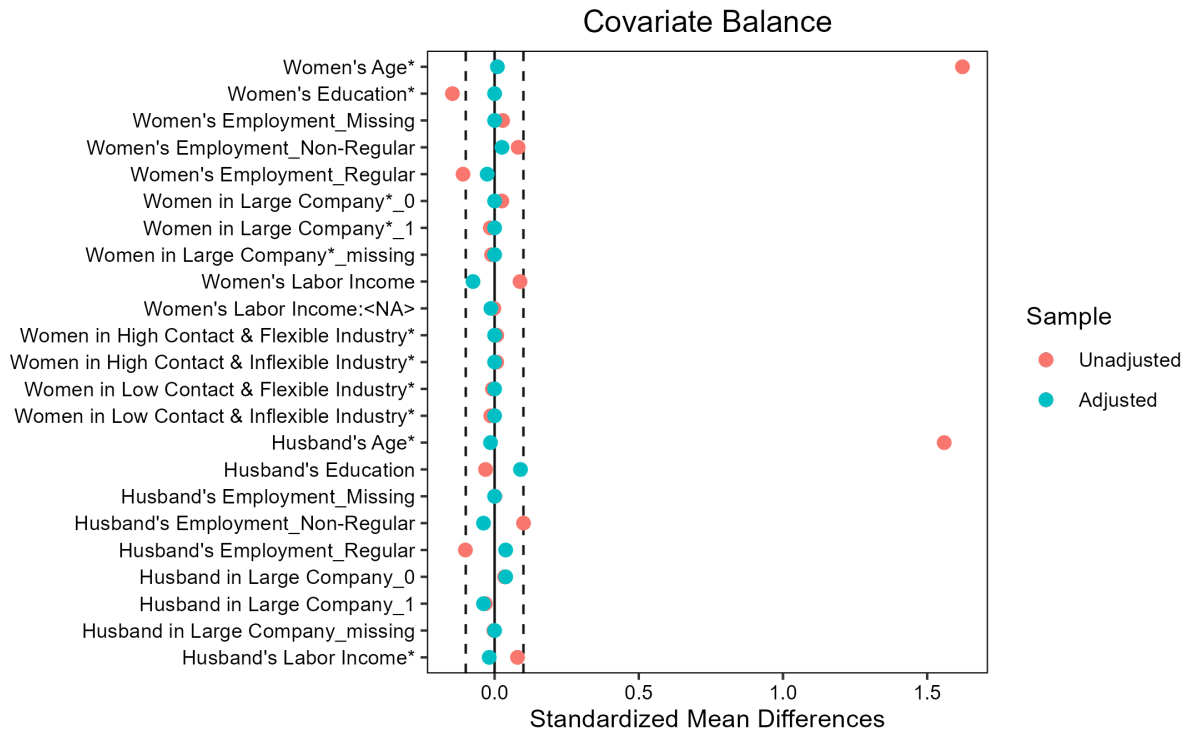
この章では、マッチングの結果と、マッチ前後の共変量の変化を示す。マッチングには Coarsened Exact Matching を用い、二値変数は完全に、連続変数は層別化したうえで処置群を「2020 年に小学生以下の子供がおり、2020 年から 2021 年において追加的な家事・育児負担が生じた女性およびその配偶者」、対照群を「2020 年に小学生以下の子供がおらず、2020 年から 2021 年に追加的な家事・育児負担が生じなかった女性およびその配偶者」をマッチさせた。前述のとおり、2018 年時点での女性の年齢、学歴、勤務先の規模および産業分類、さらに配偶者の年齢と年収をマッチング変数として採用した。層別化した女性の年齢、配偶者の年齢、配偶者の労働所得のカットオフについては、一定のサンプル数を確保すると同時に、COVID-19 の流行以前で最も平行トレンドが認められたものを採用した。以下の Table4 及び Figure1 に、マッチング結果とマッチング前後の共変量のバランスを示す。

Table4 によるとマッチングの結果、対照群 382 人、処置群 569 人からそれぞれ 78 人がマッチした。処置群と対照群で、年齢と学歴の分布が大きく異なっているため、マッチング数が少なくなっていると考えられる。Figure1 には、マッチングに使用した変数とマッチングに使用しなかったサンプルの属性に関する変数の両方について結果を示した。なお、マッチングに使用した変数にはアスタリスクをつけて示している。マッチングの結果、マッチ変数として採用した変数については、正規化平均差はほとんど 0 となっている。また、マッチングに使用しなかった女性の就労形態 (Women's Employment)、配偶者の学歴 (Husband's Education)、配偶者の就労形態 (Husband's Employment) といった変数についても、正規化平均差は 0.1 未満となり、統制群と処置群で共変量のバランスが取れ、平行トレンドの仮定を満たした状態となっている。Appendix の Figure14 から Figure19 にはマッチング後の処置群と対照群のアウトカムのプロットを掲載した。

Table 4: マッチング前後のサンプル数

	Control	Treated
All (ESS)	382	569
All	382	569
Matched (ESS)	78	78
Matched	78	78
Unmatched	304	491
Discarded	0	0

Figure 1: マッチング前後の共変量のバランス



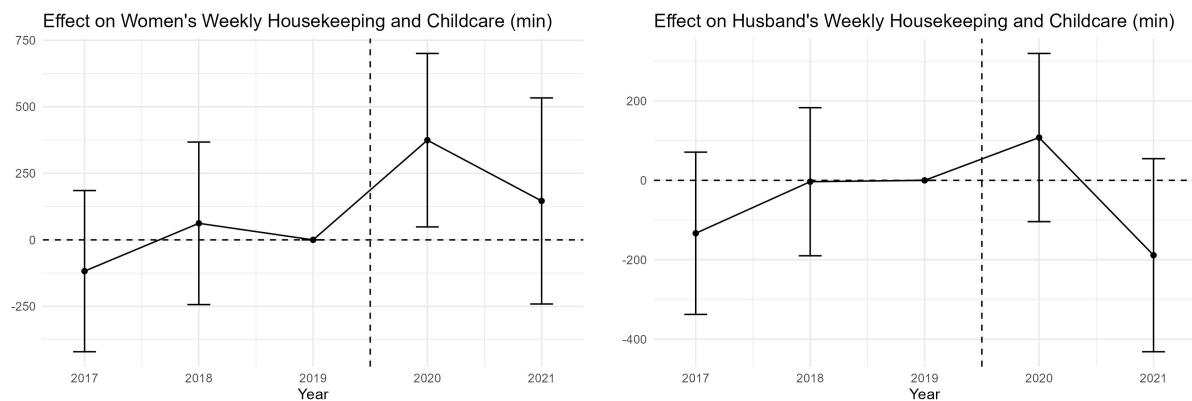
Note: マッチング前後の共変量のバランスを、処置群と対照群の正規化平均差を用いて示した。マッチングに使用した変数にはアスタリスクをつけて示している。

6. 結果

この章では、2020 年における小学生以下の子供の有無の違いによる COVID-19 の影響の違いを見ていく。着目する変数は、週当たり家事・育児時間、労働力参加率、休職率、週当たり労働時間、週当たり残業時間、労働所得である。女性とその配偶者に対する影響を確認する。

Figure2 は、COVID-19 が子供を持つ既婚女性およびその配偶者の家事・育児時間に与えた影響を示している。左図は、小学生以下の子供を持つ既婚女性と持たない既婚女性の家事・育児時間の差を示しており、右図はその配偶者に対する影響を示している。左図によると、女性の家事・育児時間は 2019 年に比べて 2020 年には約 370 分の有意な増加がみられる。一方で、右図からは男性の家事・育児時間に有意な変化は見られない。この結果は、COVID-19 に伴う小学校の休校や幼稚園や保育所の登園自粛により、家庭内で担う負担が女性に偏って大幅に増加した一方、その影響は一時的であったことを示唆している。

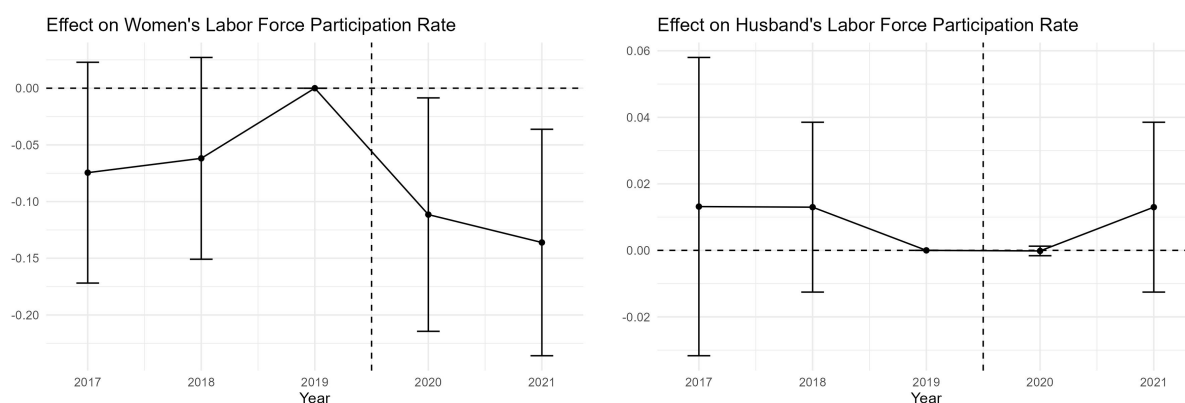
Figure 2: COVID-19 が小学生以下の子供を持つ家庭に与えた影響:
女性とその配偶者の週当たり家事・育児時間



Note: 左図の実線は、COVID-19 が女性の家事および育児時間に与えた影響を示すものである。この影響は、2020 年と 2021 年で小学生以下の子供を持つ既婚女性と、小学生以下の子供を持たない既婚女性の間の差として定義する。右図の実線は、それに対応する配偶者の家事および育児時間への影響を示すものである。エラーバーは、個人レベルでクラスタリングされた標準誤差を用いて計算した 90 %信頼区間を表している。縦線は、2020 年 3 月に日本で COVID-19 の流行が発生した時点を示す。サンプルは、2018 年時点で働いていた既婚女性とその配偶者で構成されており、CEM を用いてデータのバランスを調整している。

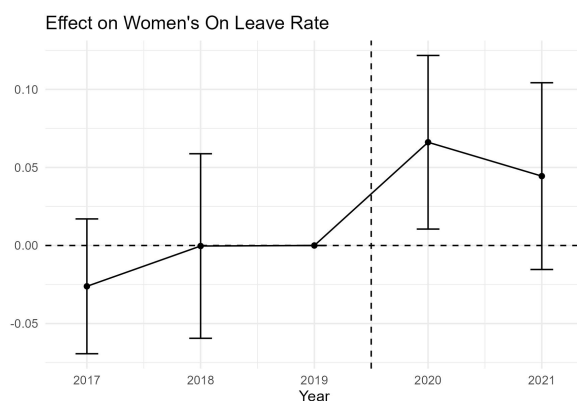
Figure3 は、COVID-19 が子供を持つ既婚女性およびその配偶者の労働力参加率を、Figure4 は COVID-19 が子供を持つ既婚女性の休職率に与えた影響をそれぞれ示している。配偶者の休職率に関しては、サンプルのうち処置群も統制群も休職者が 0 名であったため、グラフは掲載していない。Figure3 の左図によると、女性の労働力参加率は 2019 年に比べて 2020 年には約 11%ポイント、2021 年には約 13%ポイント有意に減少したことがわかる。一方で、右図からは男性の労働力参加率に有意な変化は見られない。また、Figure4 によると、女性の休職率は 2020 年に約 6%ポイント有意に上昇したことが分かる。これらの結果は、小学生以下の子供がいる家庭において、女性にのみ労働供給を抑制する効果があったことを示している。

Figure 3: COVID-19 が小学生以下の子供を持つ家庭に与えた影響:
女性と配偶者の労働力参加率



Note: 左図の実線は、COVID-19 が女性の労働力参加率に与えた影響を示すものである。この影響は、2020 年と 2021 年で小学生以下の子供を持つ既婚女性と、小学生以下の子供を持たない既婚女性との差として定義する。右図の実線は、それに対応する配偶者の労働力参加率への影響を示すものである。エラーバーは、個人レベルでクラスタリングされた標準誤差を用いて計算した 90 %信頼区間を表している。縦線は、2020 年 3 月に日本で COVID-19 の流行が発生した時点を示す。サンプルは、2018 年時点で働いていた既婚女性とその配偶者で構成されており、CEM を用いてデータのバランスを調整している。

Figure 4: COVID-19 が小学生以下の子供を持つ家庭に与えた影響:
女性の休職率

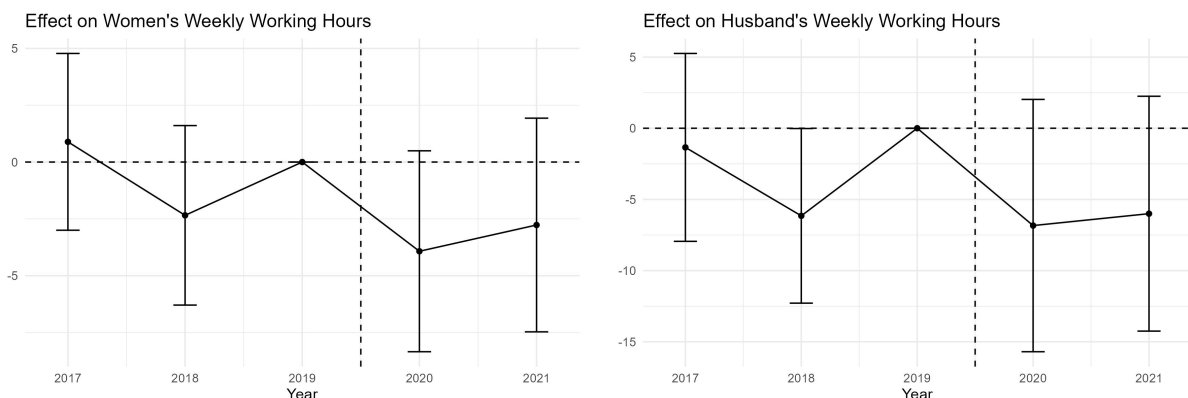


Note: 実線は、COVID-19 が女性の休職率に与えた影響を示すものである。この影響は、2020 年と 2021 年で小学生以下の子供を持つ既婚女性と、小学生以下の子供を持たない既婚女性との差として定義する。エラーバーは、個人レベルでクラスタリングされた標準誤差を用いて計算した 90 %信頼区間を表している。縦線は、2020 年 3 月に日本で COVID-19 の流行が発生した時点を示す。サンプルは、2018 年時点で働いていた既婚女性とその配偶者で構成されており、CEM を用いてデータのバランスを調整している。

Figure5 は、COVID-19 が子供を持つ既婚女性およびその配偶者の週当たり労働時間を、Figure6 は COVID-19 が子供を持つ既婚女性およびその配偶者の週当たり残業時間をそれぞれ示している。なお、労働時間および残業時間は休職者および就業していないサンプルも 0 時間として処理されている。Figure5 の左図および右図によると、女性および配偶者の週当たり労働時間は COVID-19 の流行前後で有意な影響を受けなかったことがわかる。また、Figure6 の左図および右図からも、女性および配偶者の週当たり残業時間は有意な影響を受けなかったことがわかる。特に女性は、家事・育児時間の増加を時短勤務によって対応することにより、処置群は週当たり労働時間が低下すると思われたが、そのような効果は見られなかった。

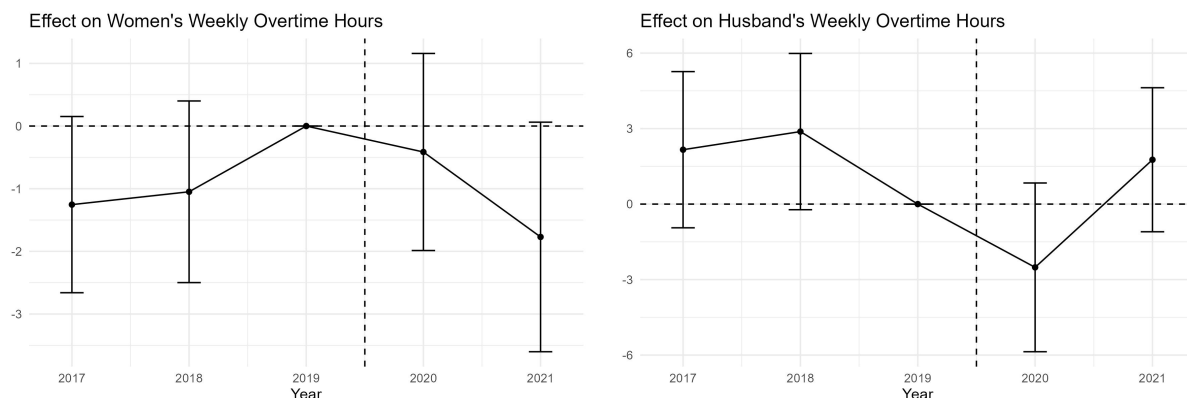
Figure7 は、COVID-19 が子供を持つ既婚女性およびその配偶者の労働所得に与えた影響を示している。なお、労働所得は就業していないサンプルも 0 万円としてカウントされている。左図および右図からは、女性とその配偶者の労働所得には有意な変化が見られないことがわかる。労働力参加率の低下や休職率の上昇から、女性の労働所得は全体として低下するのではないかと思われたが、それを示唆するような結果は得られなかった。

Figure 5: COVID-19 が小学生以下の子供を持つ家庭に与えた影響:
女性と配偶者の週当たり労働時間



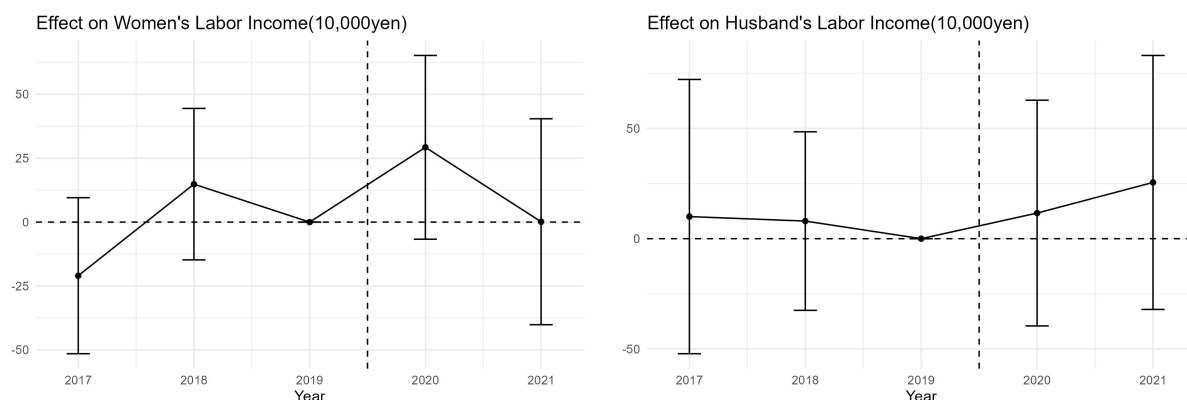
Note: 左図の実線は、COVID-19 が女性の週当たり労働時間に与えた影響を示すものである。この影響は、2020 年と 2021 年で小学生以下の子供を持つ既婚女性と、小学生以下の子供を持たない既婚女性との差として定義する。右図の実線は、それに対応する配偶者の週当たり労働時間への影響を示すものである。エラーバーは、個人レベルでクラスタリングされた標準誤差を用いて計算した 90 %信頼区間を表している。縦線は、2020 年 3 月に日本で COVID-19 の流行が発生した時点を示す。サンプルは、2018 年時点で働いていた既婚女性とその配偶者で構成されており、CEM を用いてデータのバランスを調整している。

Figure 6: COVID-19 が小学生以下の子供を持つ家庭に与えた影響:
女性と配偶者の週当たり残業時間



Note: 左図の実線は、COVID-19 が女性の週当たり残業時間に与えた影響を示すものである。この影響は、2020 年と 2021 年で小学生以下の子供を持つ既婚女性と、小学生以下の子供を持たない既婚女性の間の差として定義する。右図の実線は、それに対応する配偶者の週当たり残業時間への影響を示すものである。エラーバーは、個人レベルでクラスタリングされた標準誤差を用いて計算した 90 %信頼区間を表している。縦線は、2020 年 3 月に日本で COVID-19 の流行が発生した時点を示す。サンプルは、2018 年時点で働いていた既婚女性とその配偶者で構成されており、CEM を用いてデータのバランスを調整している。

Figure 7: COVID-19 が小学生以下の子供を持つ家庭に与えた影響:
女性と配偶者の労働所得



Note: 左図の実線は、COVID-19 が女性の労働所得に与えた影響を示すものである。この影響は、2020 年と 2021 年で小学生以下の子供を持つ既婚女性と、小学生以下の子供を持たない既婚女性の間の差として定義する。右図の実線は、それに対応する配偶者の労働所得への影響を示すものである。エラーバーは、個人レベルでクラスタリングされた標準誤差を用いて計算した 90 %信頼区間を表している。縦線は、2020 年 3 月に日本で COVID-19 の流行が発生した時点を示す。サンプルは、2018 年時点で働いていた既婚女性とその配偶者で構成されており、CEM を用いてデータのバランスを調整している。

7. 議論

この章では、Matching DID から得られた結果をまとめたうえで、その解釈について議論する。

第一に、COVID-19 の影響により、女性の家事・育児時間が顕著に増加したことが明らかとなった。この増加は特に 2020 年に顕著であり、小学校の休校や幼稚園・保育所における登園自粛が家庭内での負担を増大させたことを示唆している。一方で、配偶者の家事・育児時間には統計的に有意な変化が見られなかった。家庭内での家事・育児負担の増加が女性に偏ったことについては、国外の先行研究の結果と一致しており（Del Boca et al., 2020; Lyttelton et al., 2022; Alon et al., 2022）、日本においても同様の影響がみられたことを明らかにすることができた。この結果について、いくつかの背景が考えられる。まず、女性＝家事・育児というジェンダーバイアスが夫婦間に存在していたこと（Del Boca et al., 2020; Albanesi and Kim, 2021; Lyttelton et al., 2022）、次に女性の就業形態や労働所得が配偶者よりも不安定ないし低いため、女性が家事・育児に対して比較優位を持っていたこと（Albanesi and Kim, 2021）、最後に職場において、男性よりも女性に対する休職などへの理解があったことである（Heggeness, 2020）。しかし、本研究の分析からはどの要素が強く作用していたのかは明らかにすることができなかったため、今後の研究が待たれる。

第二に、女性の労働力参加率が低下し、休職率が上昇した。特に労働力参加率については 2021 年にも有意な低下がみられている。一方で、配偶者の労働力参加率や休職率に関しては有意な変化は見られなかった。この結果に関しても国内外の先行研究の結果と一致している（Heggeness, 2020; Fukai et al., 2023）。特に、Fukai et al. (2023) はクロスセクションデータを用いて、子供のいる既婚女性の就業率の低下が 2020 年 12 月まで継続して見られたことを明らかにしているが、本研究の分析では、その影響が 2021 年にもみられることを明らかにすることができた。これは、COVID-19 に伴い子供を持つ女性の家事・育児負担が増加したために、彼女らの労働供給が抑制されたという因果関係を示唆するとともに、労働市場からの退出は女性の労働市場への再参入に対して持続的な障壁として作用する可能性が示された。

第三に、週当たり労働時間と残業時間については当初の予想とは異なり、女性とその配偶者の双方に有意な影響は見られなかった。これは、家事・育児時間が増加したにもかかわらず、労働時間の調整による対応は行われなかったことを示している。この結果については、いくつかの解釈が可能である。一つは、正規雇用の女性がテレワークの活用や全社的な労働時間の減少傾向の中で、時短勤務を行わずとも子供の世話と仕事の両立が可能になった可能性が考えられる。また、労働市場から退出した女性の多くが非正規雇用者であったとすると、全体の平均労働時間には大きな影響が出なかった可能性もある。先行研究では労働時間の減少を報告しているものもあり（Gunn, 2022）、単純にサンプルサイズが小さすぎた可能性も否定できない。

最後に、労働所得についても当初の予想とは異なり、女性とその配偶者の双方に有意な影響は見られなかった。この結果の解釈として、労働市場から退出した女性の多くが非正規雇用者であったために、全体としての所得低下のインパクトが少なかった可能性があげられる。ただし、これに関しても先行研究では労働所得の低下を報告しているものがあり（Dang & Nguyen, 2021; Gunn, 2022）、単純にサンプルサイズが小さすぎた可能性も否定できない。

8. 結論

本研究では、COVID-19 が日本の共働き世帯における家事・育児時間、労働力参加率、休職率、労働時間および労働所得に与えた影響を分析した。特に、小学生以下の子どもを持つ既婚女性を対象とし、Coarsened Exact Matching (CEM) と Dynamic Difference-in-Differences (DID) を

用いた Matching DID による分析を行った。分析結果から得られた知見は、現代日本社会が直面する課題を浮き彫りにするとともに、今後の政策立案に向けた重要な示唆を提供している。

研究結果から最も注目すべき点は、パンデミック下での家事・育児負担が著しく女性に偏った結果、女性の労働力供給が抑制されたことである。この背景は、日本社会に根強く残るジェンダー規範、あるいは労働市場における構造的な不平等を反映している可能性が考えられる。さらに、女性の労働力参加率の低下が2021年まで継続して観察されたことは、影響の深刻さと持続性を示している。これらの知見は、今後の緊急時における保育・教育サービスの継続的提供体制の確立や、休校・休園時の代替的支援システムの構築などの対策の必要性を明らかにしている。同時に、ジェンダーバイアスの解消に向けた職場文化の改革や、男性の育児参加を促進する制度設計など、より本質的な構造改革の重要性も示唆している。

なお、本研究にはいくつかの課題が存在する。第一に、Matching DID という手法を用いたことでサンプルサイズが極めて少なくなった点が挙げられる。十分なサンプルサイズでの分析を行えば、本研究で得られた結果が変わる可能性がある。第二に、マッチングにおいて観測期間を通じて変化する変数を用いたことが、バイアスを引き起こす可能性がある点である。本研究では、これらの変数が増加する確率が少なく、かつ平行トレンド仮定を満たすことを確認した上で分析を行ったが、より良いマッチング変数の選択肢が存在する可能性も否定できない。これらの点は、今後の研究課題となる。

本研究の知見は、パンデミックという未曾有の危機が、既存の日本社会構造を顕在化させたことを示している。この経験を教訓として、より包括的かつ効果的な政策対応を構築し、ジェンダー平等な社会の実現に向けた取り組みを加速させることが求められている。

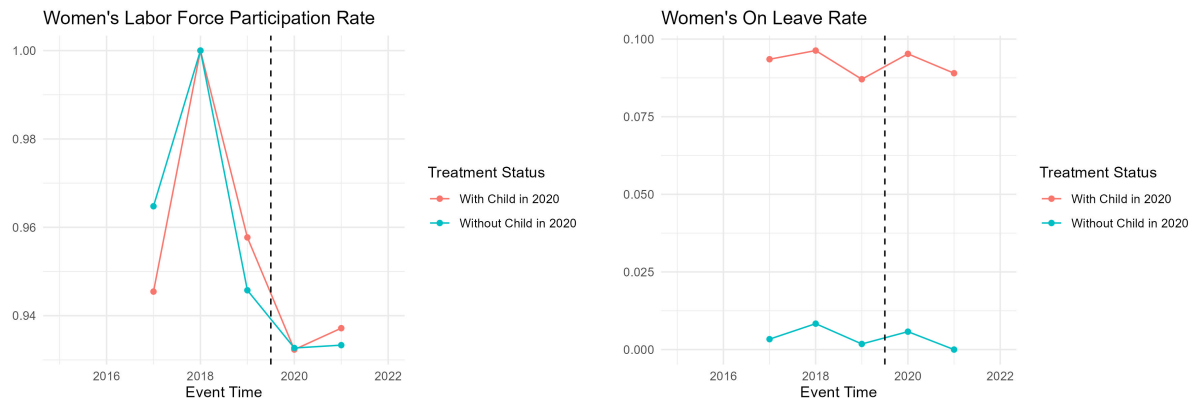
9. 参考文献

- Adams-Prassl, A., Boneva, T., Golin, M., & Rauh, C. (2020). Inequality in the impact of the coronavirus shock: Evidence from real time surveys. *Journal of Public economics*, 189, 104245.
- Albanesi, S., & Kim, J. (2021). Effects of the covid-19 recession on the us labor market: Occupation, family, and gender. *Journal of Economic Perspectives*, 35(3), 3–24.
- Alon, T., Coskun, S., Doepke, M., Koll, D., & Tertilt, M. (2022). From mancession to shecession: Women's employment in regular and pandemic recessions. *NBER Macroeconomics Annual*, 36(1), 83–151.
- Alon, T., Doepke, M., Olmstead-Rumsey, J., & Tertilt, M. (2020). *This time it's different: The role of women's employment in a pandemic recession* (tech. rep.). National Bureau of Economic Research.
- Angrist, J. D., & Pischke, J.-S. (2009). *Mostly harmless econometrics: An empiricist's companion*. Princeton university press.
- Cunningham, S. (2021). *Causal inference: The mixtape*. Yale university press.
- Dang, H.-A. H., & Nguyen, C. V. (2021). Gender inequality during the covid-19 pandemic: Income, expenditure, savings, and job loss. *World development*, 140, 105296.
- Daw, J. R., & Hatfield, L. A. (2018). Matching and regression to the mean in difference-in-differences analysis. *Health services research*, 53(6), 4138–4156.

- Del Boca, D., Oggero, N., Profeta, P., & Rossi, M. (2020). Women's and men's work, housework and childcare, before and during covid-19. *Review of Economics of the Household*, 18(4), 1001–1017.
- Fukai, T., Ikeda, M., Kawaguchi, D., & Yamaguchi, S. (2023). Covid-19 and the employment gender gap in japan. *Journal of the Japanese and International Economies*, 68, 101256.
- Gunn, V., Vives, A., Zaupa, A., Hernando-Rodriguez, J. C., Julià, M., Kwart, S., Lewchuk, W., Padrosa, E., Vos, M. P., Ahonen, E. Q., et al. (2022). Non-standard employment and unemployment during the covid-19 crisis: Economic and health findings from a six-country survey study. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(10), 5865.
- Heggeness, M. L. (2020). Estimating the immediate impact of the covid-19 shock on parental attachment to the labor market and the double bind of mothers. *Review of Economics of the Household*, 18(4), 1053–1078.
- Iacus, S. M., King, G., & Porro, G. (2012). Causal inference without balance checking: Coarsened exact matching. *Political analysis*, 20(1), 1–24.
- Lyttelton, T., Zang, E., & Musick, K. (2022). Telecommuting and gender inequalities in parents' paid and unpaid work before and during the covid-19 pandemic. *Journal of Marriage and Family*, 84(1), 230–249.
- Miller, D. L. (2023). An introductory guide to event study models. *Journal of Economic Perspectives*, 37(2), 203–230.
- Mongey, S., Pilossoph, L., & Weinberg, A. (2021). Which workers bear the burden of social distancing? *The Journal of Economic Inequality*, 19(3), 509–526.
- Tobin, S., & Sweetman, A. (2020, November). *Iza covid-19 crisis response monitoring: Canada (november 2020)* (IZA COVID-19 Crisis Response Monitoring). IZA Institute of Labor Economics. Bonn, Germany. <https://www.iza.org/publications/s/110/covid-19-crisis-response-monitoring>
- 内閣府. (2020). 令和2年度 年次経済財政報告 第1章 新型コロナウイルス感染症の影響と日本経済. <https://www5.cao.go.jp/j-j/wp/wp-je20/h01-00.html>
- 周燕飛. (2021). コロナショックと女性の雇用危機. 労働政策研究・研修機構『ディスカッションペーパー』, (21-09).
- 大庭正宏. (2020). コロナ禍における保育園の現状と対応. *チャイルド・サイエンス*, 20, 15–18.
- 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. (2021). 消費生活に関するパネル調査. <https://www.pdrc.keio.ac.jp/paneldata/datasets/jpsc/>
- 東京都. (2022). 新型コロナウイルス感染症対策の基本的対処方針. https://www.bousai.metro.tokyo.lg.jp/_res/projects/default_project/_page_/001/021/127/20220304taishohouishin.pdf
- 統計局. (2023). 労働力調査（基本集計）2022年（令和4年）平均結果の要約. <https://www.stat.go.jp/data/roudou/sokuhou/nen/ft/pdf/index1.pdf>

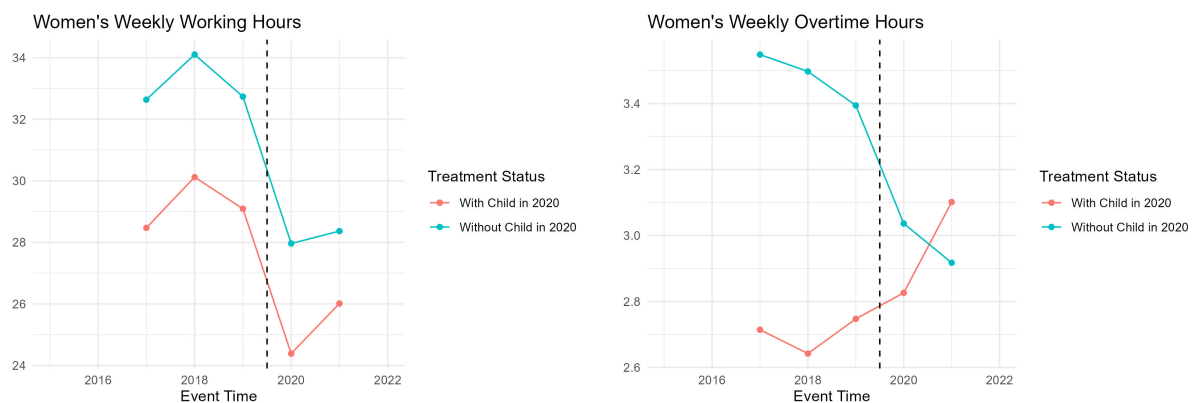
10. Appendix

Figure 8: マッチング前の女性の労働力参加率と休職率



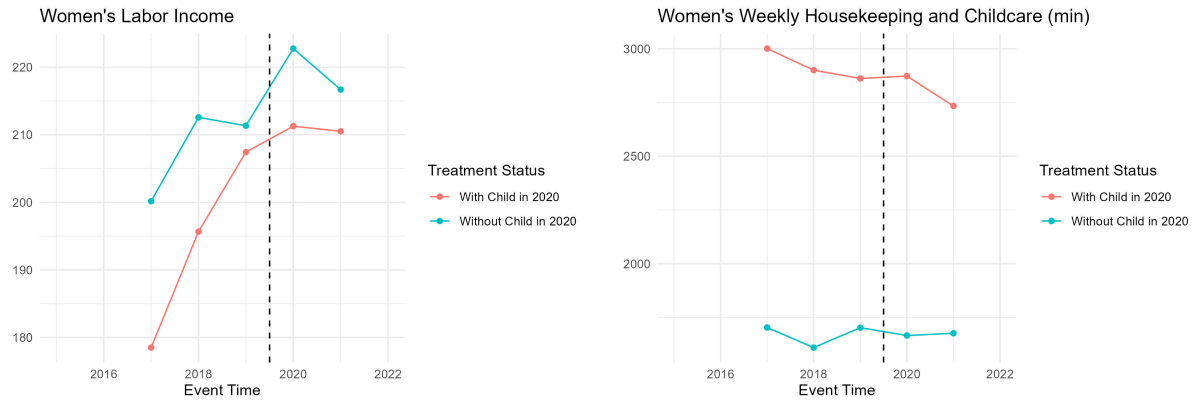
Note: 左図の実線は女性の労働力参加率の推移、右図の実線は女性の休職率の推移を示すものである。縦線は、2020年3月に日本でCOVID-19の流行が発生した時点を示す。サンプルは、2018年時点で働いていた既婚女性で構成されており、CEMを用いてデータのバランスを調整する前のデータをプロットしている。

Figure 9: マッチング前の女性の週当たり労働時間と週当たり残業時間



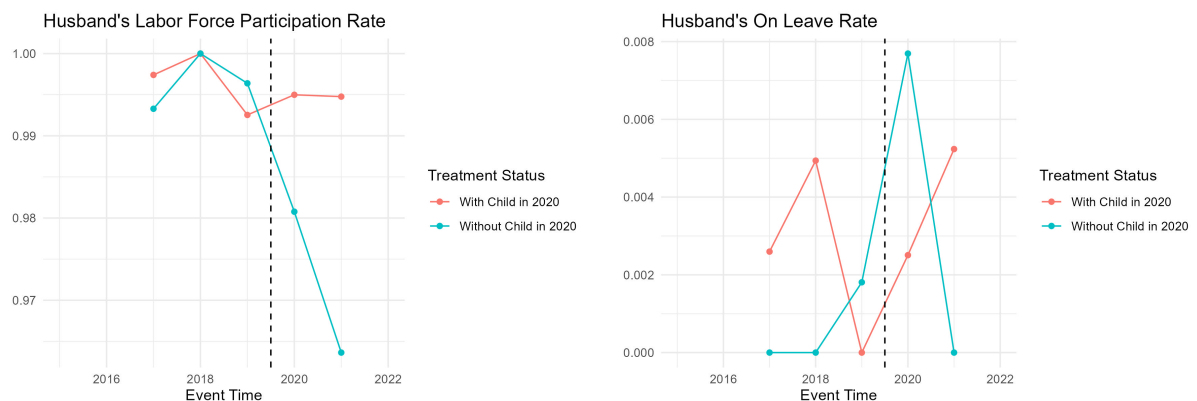
Note: 左図の実線は女性の週当たり労働時間の推移、右図の実線は女性の週当たり残業時間の推移を示すものである。縦線は、2020年3月に日本でCOVID-19の流行が発生した時点を示す。サンプルは、2018年時点で働いていた既婚女性で構成されており、CEMを用いてデータのバランスを調整する前のデータをプロットしている。

Figure 10: マッチング前の女性の労働所得と家事・育児時間



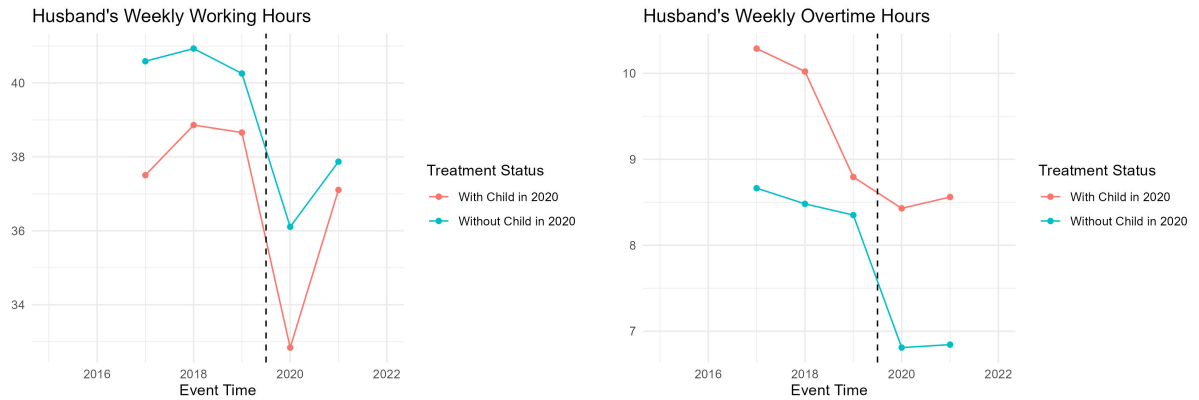
Note: 左図の実線は女性の労働所得の推移、右図の実線は女性の家事・育児時間の推移を示すものである。縦線は、2020年3月に日本でCOVID-19の流行が発生した時点を示す。サンプルは、2018年時点で働いていた既婚女性で構成されており、CEMを用いてデータのバランスを調整する前のデータをプロットしている。

Figure 11: マッチング前の配偶者の労働力参加率と休職率



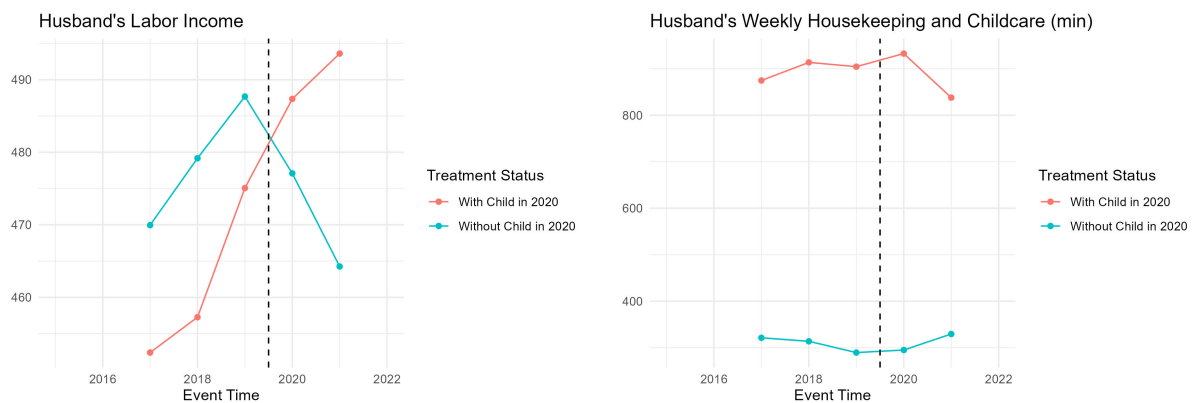
Note: 左図の実線は配偶者の労働力参加率の推移、右図の実線は配偶者の休職率の推移を示すものである。縦線は、2020年3月に日本でCOVID-19の流行が発生した時点を示す。サンプルは、2018年時点で働いていた既婚女性の配偶者で構成されており、CEMを用いてデータのバランスを調整する前のデータをプロットしている。

Figure 12: マッチング前の配偶者の週当たり勤務時間と週当たり残業時間



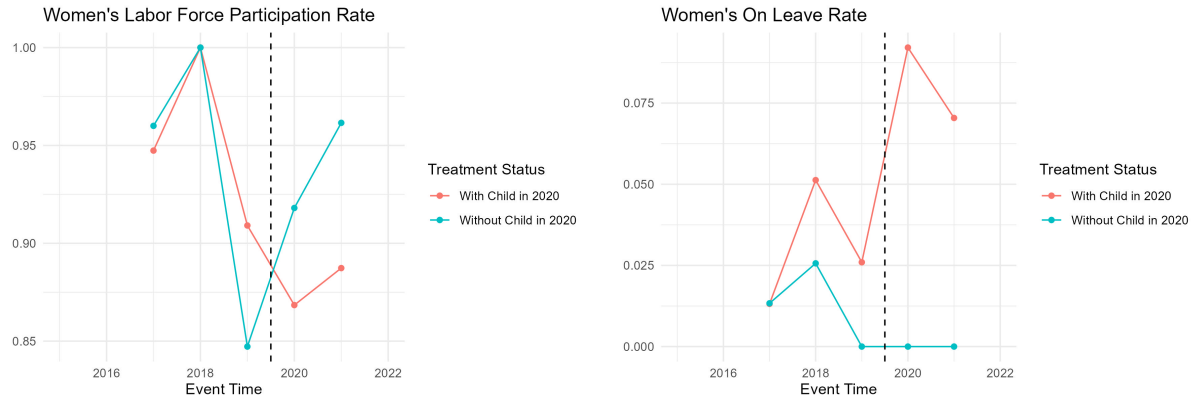
Note: 左図の実線は配偶者の週当たり労働時間の推移、右図の実線は配偶者の週当たり残業時間の推移を示すものである。縦線は、2020年3月に日本でCOVID-19の流行が発生した時点を示す。サンプルは、2018年時点で働いていた既婚女性の配偶者で構成されており、CEMを用いてデータのバランスを調整する前のデータをプロットしている。

Figure 13: マッチング前の配偶者の労働所得と家事・育児時間



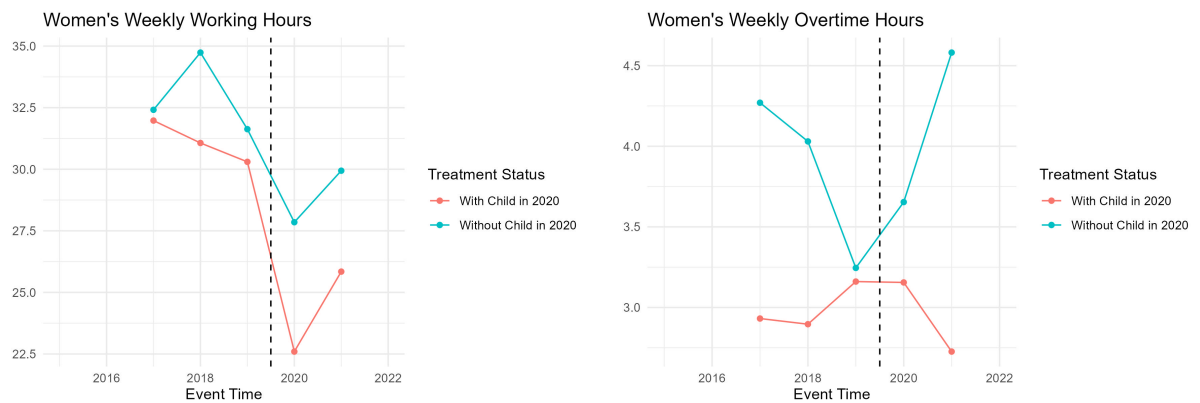
Note: 左図の実線は配偶者の労働所得の推移、右図の実線は配偶者の家事・育児時間の推移を示すものである。縦線は、2020年3月に日本でCOVID-19の流行が発生した時点を示す。サンプルは、2018年時点で働いていた既婚女性の配偶者で構成されており、CEMを用いてデータのバランスを調整する前のデータをプロットしている。

Figure 14: マッチング後の女性の労働力参加率と休職率



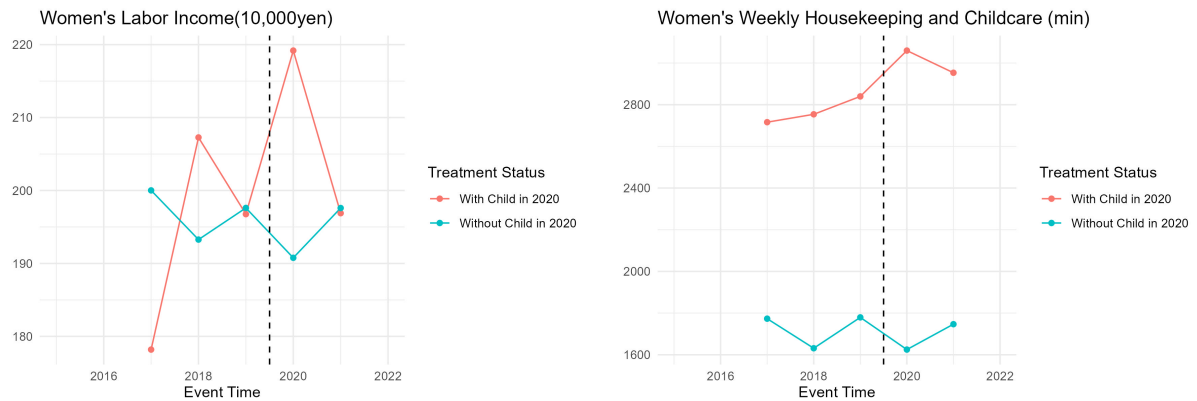
Note: 左図の実線は女性の労働力参加率の推移、右図の実線は女性の休職率の推移を示すものである。縦線は、2020年3月に日本でCOVID-19の流行が発生した時点を示す。サンプルは、2018年時点で働いていた既婚女性で構成されており、CEMを用いてデータのバランスを調整したデータをプロットしている。

Figure 15: マッチング後の女性の週当たり労働時間と週当たり残業時間



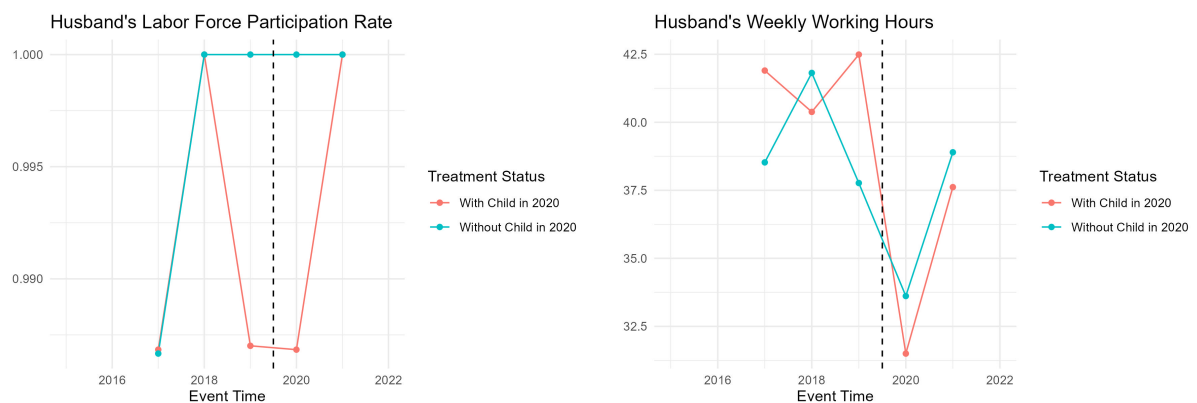
Note: 左図の実線は女性の週当たり労働時間の推移、右図の実線は女性の週当たり残業時間の推移を示すものである。縦線は、2020年3月に日本でCOVID-19の流行が発生した時点を示す。サンプルは、2018年時点で働いていた既婚女性で構成されており、CEMを用いてデータのバランスを調整したデータをプロットしている。

Figure 16: マッチング後の女性の労働所得と家事・育児時間



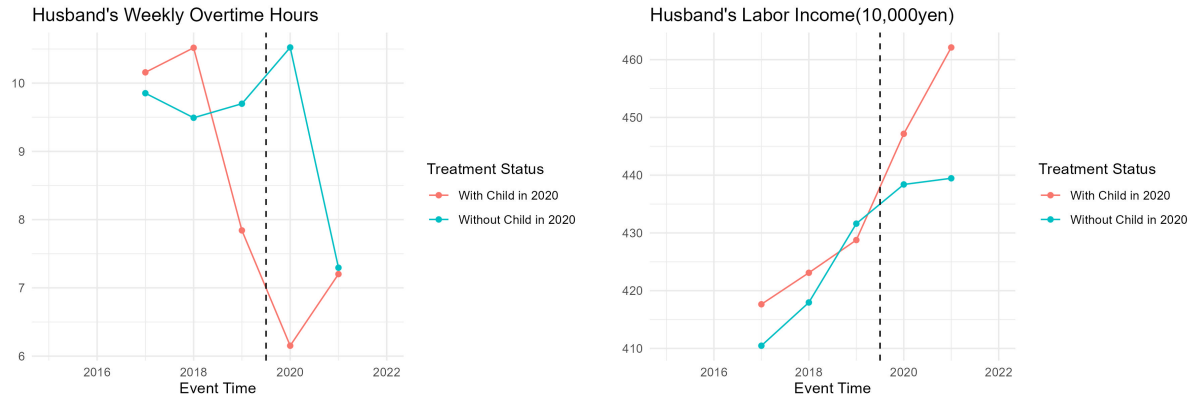
Note: 左図の実線は女性の労働所得の推移、右図の実線は女性の家事・育児時間の推移を示すものである。縦線は、2020年3月に日本でCOVID-19の流行が発生した時点を示す。サンプルは、2018年時点で働いていた既婚女性で構成されており、CEMを用いてデータのバランスを調整したデータをプロットしている。

Figure 17: マッチング後の配偶者の労働力参加率と週当たり労働時間



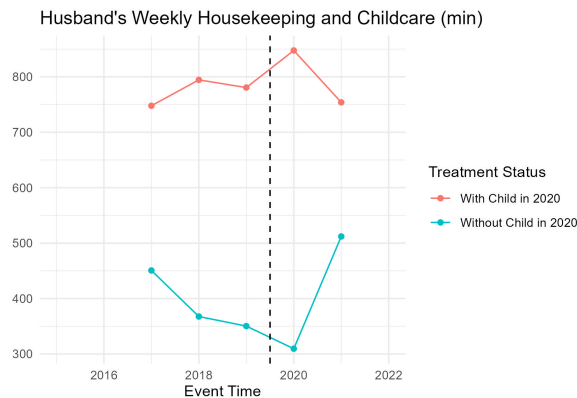
Note: 左図の実線は配偶者の労働力参加率の推移、右図の実線は配偶者の週当たり労働時間の推移を示すものである。縦線は、2020年3月に日本でCOVID-19の流行が発生した時点を示す。サンプルは、2018年時点で働いていた既婚女性の配偶者で構成されており、CEMを用いてデータのバランスを調整したデータをプロットしている。

Figure 18: マッチング後の配偶者の週当たり残業時間と労働所得



Note: 左図の実線は配偶者の週当たり残業時間の推移、右図の実線は配偶者の労働所得の推移を示すものである。縦線は、2020年3月に日本でCOVID-19の流行が発生した時点を示す。サンプルは、2018年時点で働いていた既婚女性の配偶者で構成されており、CEMを用いてデータのバランスを調整したデータをプロットしている。

Figure 19: マッチング後の配偶者の労働所得と家事・育児時間



Note: 実線は配偶者の家事・育児時間の推移を示すものである。縦線は、2020年3月に日本でCOVID-19の流行が発生した時点を示す。サンプルは、2018年時点で働いていた既婚女性の配偶者で構成されており、CEMを用いてデータのバランスを調整したデータをプロットしている。