

"DO I WANT TO RIDE MY BICYCLE?" – AVALIAÇÃO DE IMPACTO DO AUXÍLIO EMERGENCIAL SOBRE A OFERTA DE TRABALHO DE ENTREGADORES POR APLICATIVO^{1,2}

Thiago Cortez Xavier³

Naercio Aquino Menezes Filho⁴

O objetivo deste trabalho é avaliar o impacto do programa Auxílio Emergencial (AE) na oferta de trabalho dos entregadores por aplicativo durante a pandemia da covid-19 no Brasil. Foi criada uma base em painel, em nível individual, formada por dados de todos os que eram entregadores por aplicativo em maio de 2020 (Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Covid-19 – PNAD Covid-19), observados também em 2019 (na PNAD Contínua) e ao longo dos meses de 2020 (na PNAD Covid-19). Os resultados mostram que o AE não motiva a saída da ocupação, mas impacta marginalmente as horas trabalhadas, e a intensidade desse impacto é moderada pelo valor do benefício em termos *per capita*. As estimativas indicam que o AE provoca uma redução de até 16 horas de trabalho mensais. A perda de renda do trabalho com a redução de horas trabalhadas é inferior ao valor médio transferido ao domicílio.

Palavras-chave: trabalho por aplicativo; *gig economy*; Auxílio Emergencial.

"DO I WANT TO RIDE MY BICYCLE?" – AN IMPACT ASSESSMENT OF UNCONDITIONAL INCOME TRANSFER ON THE LABOR SUPPLY OF COURIERS ON DELIVERY PLATFORMS

The objective of this paper is to evaluate the impact of unconditional income transfer provided by the Auxílio Emergencial (AE) program on the labor supply of couriers that work on delivery platforms during the beginning of the covid-19 pandemic in Brazil. A panel database was created at an individual level to assess the impacts of AE on the labor supply of couriers on delivery platforms. The results indicate that the AE does not incentivize exit from this occupation but does marginally affect working hours, with the intensity being moderated by the per capita benefit amount. The estimates suggest that the program leads to a reduction of up to 16 monthly working hours. The income loss resulting from reduced working hours is lower than the average amount transferred to households.

Keywords: platform workers; gig economy; Emergency Aid.

JEL: J18; J22; J46.

1 INTRODUÇÃO

As discussões acerca do papel das plataformas digitais na intermediação profissional de trabalhadores assim como seus impactos quantitativos e qualitativos sobre

1. DOI: <http://dx.doi.org/10.38116/ppe54n3art1>

2. Os autores agradecem os valiosos comentários de Carolina Melo, Ricardo Paes de Barros, Priscilla Tavares, Bruno Komatsu e Gabriel Passos.

3. Economista na Tendências Consultoria Integrada. E-mail: thiagocx@insper.edu.br.

4. Professor associado no Insper e na Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Atuária da Universidade de São Paulo (FEA/USP). E-mail: naercioamf@insper.edu.br.

a absorção do mercado de trabalho têm intensificado o debate público dentro da economia do trabalho sobre eventuais adaptações necessárias no arcabouço de políticas públicas no mundo, inclusive no Brasil (European Commission, 2021; Valant, 2016; Mourelo, 2020; ECLAC e ILO, 2021; Brasil, 2021). Uma vertente da literatura sobre economia do trabalho, cujo foco é a oferta e a demanda de mão de obra, avalia os determinantes econômicos para inserção de grupos sociais em arranjos de trabalhos alternativos e, além disso, como políticas públicas tradicionais afetam esses padrões de transições profissionais. Há uma ampla documentação para o grupo de autônomos em países desenvolvidos (Evans e Leighton, 1989; Parker e Robson, 2004; Boeri, 2020; Katz e Krueger, 2017) e em desenvolvimento (Blanchflower, 2000; Curi e MenezesFilho, 2004; Narita, 2020), mas os estudos são emergentes para autônomos que atuam nas plataformas digitais que intermedeiam atividades tradicionais, como as de motorista e entregador.

Uma questão central nessa vertente da literatura é examinar se os determinantes para entrada nesse grupo de ocupações são motivados pela oferta ou pela demanda de trabalho. O conjunto de evidências disponíveis, majoritariamente baseado nos motoristas americanos da Uber no período 2010-2018, sugere a presença de ambos os fatores. Há evidências de que o ingresso na plataforma foi uma decisão autônoma, calcada na percepção de vantagens pela flexibilidade na jornada de trabalho (Oyer, 2020; Chen *et al.* 2019), inclusive, tendo a maioria vindo de outras ocupações, e não de uma situação de desemprego (Katz e Krueger, 2017). Uma motivação adicional apontada é a aversão desse grupo de trabalhadores de plataforma a contratos fixos, comparativamente ao grupo de taxistas que não possuem alvará, mas alugam informalmente uma licença e, assim, aceitam um custo fixo de locação (Angrist, Caldwell e Hall, 2017). Contudo, pelo lado da demanda, há evidências de que recém-demitidos de forma involuntária tenham maiores chances de utilizar a Uber como seguro-desemprego (Fos *et al.*, 2021) ou, ainda, de que aumentos no salário mínimo (SM), ao causarem redução do total de empregos formais, aumentem a entrada na Uber (Glasner, 2023).

O artigo busca ampliar a documentação disponível, ao avaliar um trabalho tradicional (que não o de motorista) intermediado por aplicativo, focando em entregadores, em um contexto econômico e de gestão de políticas públicas atípico, durante a pandemia da covid-19. O período foi globalmente marcado por uma severa deterioração nas condições do mercado de trabalho (OECD, 2021; IMF, 2022), o que intensificou a tendência global de crescimento dos arranjos de trabalho *online* (OIT, 2021). Na esfera pública, governos adotaram medidas extraordinárias para mitigar os efeitos econômicos e sociais da crise, em especial, de cunho fiscal, configurando uma “onda mundial de transferências de renda, [em montante] sem precedentes” (Marx *et al.*, 2022, p. 9). No Brasil, foi criado o Auxílio Emergencial

(AE), cuja abrangência foi de 42,0% dos domicílios do país, totalizando 4,2% do produto interno bruto (PIB) de 2020, seu primeiro ano de vigência.⁵

O objetivo da pesquisa foi avaliar o impacto do AE na oferta de trabalho dos entregadores por aplicativo, em termos da probabilidade de continuar trabalhando e da duração total da jornada trabalhada (margem extensiva e intensiva). Considerando-se um modelo microeconômico teórico simples em que o indivíduo maximiza sua utilidade, ao escolher o quanto consome de lazer e de trabalho (Borjas, 2011), é difícil avaliar o efeito esperado do AE sobre a oferta de trabalho dos entregadores por aplicativo. Por um lado, o benefício propiciou um efeito renda positivo e, a depender do valor percebido pelo indivíduo, poderia levar a uma significativa redução das horas trabalhadas. Por outro lado, a deterioração econômica gerou uma queda potencial na renda domiciliar, o que poderia afetar, de diversas formas, a restrição orçamentária e a oferta de trabalho cruzada dos moradores no domicílio beneficiado pelo programa. Por fim, outros potenciais choques contemporâneos ao programa – como a escassez de vagas e os elevados riscos à saúde (especialmente altos para entregadores), que poderiam afetar o salário de reserva, ou outras alterações decorrentes do aumento da oferta e da demanda no mercado de *delivery* (Fipe e iFood, 2021) – adicionavam complexidade à construção de uma resolução teórica.

Com o objetivo de examinar empiricamente o tema, foi construída uma base de dados longitudinal, em nível de indivíduo, formada pela agregação entre a PNAD Covid-19 e a PNAD Contínua Trimestral. De forma inédita no país, a primeira pesquisa criou uma classificação inovadora de cargos, que permitiu a construção de indicadores *proxies* para identificar entregadores por aplicativo.⁶ Com o uso de técnicas de identificação do indivíduo, foi possível recuperar a situação pregressa daqueles que necessariamente atuaram como entregadores durante a pandemia, resultando em um painel com abrangência de 2018 ao final de 2020. A estratégia empírica baseou-se em um conjunto de regressões em painel, com diferentes especificações – como efeitos fixos (EFs) de indivíduo, de localidade e de tempo –, para comparar a oferta de trabalho dos entregadores cujos domicílios foram beneficiados (tratados) com a dos entregadores cujos domicílios não foram beneficiados (controle) pelo AE, considerando-se a probabilidade de o entregador continuar trabalhando e o total de horas trabalhadas nessa função.

5. A vigência total do AE foi de 2020 até o início de 2022, totalizando R\$ 386 bilhões de gastos. A maior parte dos pagamentos ocorreu em 2020 (83% do total) e, em menor medida, em 2021 e em 2022 (16% e 1,0% do total, respectivamente).

6. Como será discutido na seção 3, a *proxy* de entregadores por aplicativo combina quatro variáveis da PNAD Covid-19, sendo: i) c001 (código 1: sim, trabalhou por pelo menos uma hora na semana passada); ii) c007c (código 17: entregador de mercadorias – de restaurante, de farmácia, de loja, do Uber Eats, do iFood, do Rappy); iii) c007 (código 4 ou 7: empregado no setor privado ou por conta própria); e iv) c007b (códigos 3 e 4: carteira de trabalho – não ou não aplicável).

Os resultados encontrados sugerem que o programa não tem efeito estatisticamente significativo sobre a probabilidade de um entregador por aplicativo continuar trabalhando, ou seja, não sugerem efeito significativo do programa sobre a transição ocupacional, inclusive, sobre uma eventual saída do trabalho. Por outro lado, as estimações resultam em coeficientes estatisticamente significativos do AE sobre a extensão da jornada de trabalho. A intensidade da relação estimada é moderada pelo valor total do benefício transferido, considerando-se o total de moradores do domicílio, ou seja, quanto maior o valor transferido *per capita*, maior o impacto estimado do programa sobre a jornada de trabalho dos entregadores beneficiados. Em média, os efeitos estimados variam de -2,0 até -4,0 horas trabalhadas por semana (de 6% a 11% da jornada semanal total) entre os entregadores de aplicativo cujos domicílios foram beneficiados, em comparação com os entregadores de aplicativo cujos domicílios não foram beneficiados pelo AE.

Mesmo na especificação da regressão que resultou no maior coeficiente de impacto do AE sobre a jornada – de -4,0 horas semanais ou -16 horas por mês – dada a renda mensal do trabalho do entregador (cerca de R\$ 1.200,00), a redução salarial média proporcional à queda de horas trabalhadas foi da ordem de R\$ 140,00 – menos da metade da média de R\$ 300,00 *per capita* transferidos pelo AE. A relação entre a perda salarial e o valor do benefício foi ainda menor quando se utilizou como referência o valor médio transferido ao domicílio (cerca de R\$ 900,00), o que representaria uma redução salarial na casa de 16% do valor total transferido pelo AE.

A interpretação principal sobre os resultados é que a ausência de efeitos significativos do AE sobre a probabilidade de o entregador por aplicativo sair da ocupação, com efeitos estimados restritos a pequenos impactos sobre a jornada, evidencia que o AE gerou um efeito riqueza dominante, que se converteu em ganho de bem-estar ao beneficiário, sem que gerasse um efeito substituição em magnitude relevante para mudar, de forma expressiva, a alocação de tempo entre lazer e trabalho. Entende-se, portanto, que o programa não gerou, nos entregadores por aplicativo, um relevante efeito colateral de desincentivo ao trabalho.

O artigo visa contribuir com duas vertentes da literatura sobre microeconomia aplicada da economia do trabalho. A primeira é sobre os determinantes da oferta de trabalho em plataformas digitais que intermedeiam trabalhos tradicionais. Embora o campo de estudos sobre *gig economy*⁷ esteja em crescimento desde 2010, em especial nos Estados Unidos, a tradição tem focado em motoristas da Uber (Oyer, 2016; Hall e Krueger, 2018; Angrist, Caldwell e Hall, 2017; Chen *et al.*, 2019)

7. Na revisão de literatura, há uma discussão sobre o conceito de *gig economy*, dada a ausência de uma definição universal. De modo geral, abrange trabalhos tipicamente formados por microtarefas, de curta duração, e frequentemente intermediados por plataformas digitais.

ou *freelancers online*.⁸ A segunda abrange pesquisas sobre os efeitos de programas de transferência de renda não condicionada sobre a oferta de trabalho durante a pandemia em países em desenvolvimento.⁹

Ainda no que tange à literatura sobre os programas de transferência de renda em países em desenvolvimento, os resultados encontrados estão alinhados com a maioria dos estudos anteriores à pandemia, os quais documentaram que eram inexistentes ou pequenos os efeitos das transferências sobre o trabalho, mesmo quando se consideravam programas de renda não condicionados (Banerjee *et al.*, 2017; Bastagli *et al.*, 2016). Quanto à literatura nacional emergente que avaliou os efeitos do AE sobre a força de trabalho, os resultados encontrados também se assemelham às conclusões de Levy e Menezes Filho (2022) e de Sousa (2022), que encontraram pequenos efeitos negativos do programa sobre o trabalho dos beneficiários e, assim, não consideravam o AE um relevante desencorajador do trabalho.

QUADRO 1
Evidências sobre a oferta e a demanda de trabalho de motoristas da Uber nos Estados Unidos

Determinante principal	Autores	Ano	Objetivo do estudo	Fonte de dados	Principais conclusões
Oferta	Oyer	2016	Quantificar o total e examinar por que indivíduos trabalham como <i>freelancers</i> , inclusive na Uber (2014-2015).	Proprietária (<i>upwork</i>) e pesquisas oficiais.	Maioria escolhe atuar como <i>freelancer</i> (63%, em 2015, versus 53%, em 2014), motivada pela flexibilidade e, para quem tem outro trabalho, pela possibilidade de obtenção de renda adicional. <i>Freelancers</i> são muito menos propensos a relatar jornada tradicional de 40 horas semanais.
	Hall e Krueger	2018	Analisar o perfil, a renda e a motivação dos ingressantes na Uber (2012-2015).	Administrativo e <i>survey</i> com a Uber e pesquisas oficiais.	Maioria adere à Uber motivada pela percepção de vantagens como a flexibilidade e pelo valor da remuneração (apenas 8% eram desocupados antes da Uber). Muitos atuam na Uber como trabalho secundário, para aumentar ou suavizar perdas na renda (apenas 20% tinham a Uber como única fonte de renda).
	Berg <i>et al.</i>	2019	Crítica a Hall e Krueger (2018).	Reporta Hall e Krueger (2018) e pesquisas oficiais.	Há risco de vieses gerado pela baixa taxa de resposta (10% do total da Uber participaram) e pelo fato de a pesquisa ter sido encomendada pela Uber (o que pode gerar medo de represálias). Roteiro de questões pode ter induzido respostas positivas sobre preferência por flexibilidade e sobre satisfação no trabalho.

(Continua)

8. Quanto aos estudos sobre as plataformas intermediadoras de trabalho *online*, podem ser citadas as publicações do Online Labour Observatory e os artigos de Chen *et al.* (2019); de Kässi e Lehdonvirta (2018); de Cantarella e Strozzi (2021); e de Mueller-Langer e Gómez-Herrera (2022).

9. Importantes sistematizações da literatura sobre os efeitos dos programas de transferência de renda nos países em desenvolvimento no período pré-pandemia são Banerjee *et al.* (2017) e Portella (2021). Para o Brasil, Portella (2011) e Oliveira e Soares (2012) focam suas avaliações no Bolsa Família. Por fim, tendo como enfoque os efeitos do AE na oferta de trabalho de diferentes grupos sociais na pandemia, destacam-se Levy e Menezes Filho (2022) e Sousa (2022).

(Continuação)

Determinante principal	Autores	Ano	Objetivo do estudo	Fonte de dados	Principais conclusões
Oferta	Angrist, Caldwell e Hall	2017	Estimar a elasticidade da oferta de trabalho dos motoristas da Uber e a aversão ao risco de aluguel em comparação com taxistas (2016).	Proprietários e experimentais com a Uber (2016).	A oferta de trabalho é elástica (estimada em 1,2), afastando a hipótese de "ganho-alvo" (ou seja, param de trabalhar, quando atingem a meta de ganhos diária). Aversão estimada quanto ao aluguel decorrente do empréstimo informal da licença de dirigir é de 1,5 (motoristas da Uber percebem o contrato fixo como se fosse 50% mais caro).
	Berger <i>et al.</i>	2018	A <i>gig</i> destrói trabalhos tradicionais? Os impactos da chegada da Uber na oferta de trabalho dos taxistas (2009-2015).	Data de início da Uber; Google Trends; pesquisas oficiais.	A entrada da Uber no mercado não afeta a oferta de trabalho dos taxistas. Contudo, estimou-se, em média, uma queda relativa de 10% da renda dos taxistas incumbentes. A interpretação do mecanismo é que a chegada da Uber reduz a utilização dos serviços de táxi, ao absorver parte da demanda de viagens.
	Chen <i>et al.</i>	2019	O motorista decide, "minuto a minuto", quando e quanto trabalha. Assim, estimam-se os benefícios da flexibilidade e os custos ao trabalhar em horários atípicos (2015-2016).	Proprietários e experimental com a Uber.	Há elevada heterogeneidade no nível e na variação do salário de reserva entre motoristas e entre períodos do dia, da semana e do mês (por exemplo, maior na madrugada e no fim de semana). A elasticidade da oferta de trabalho estimada é superior a 1,5, variando entre aqueles que trabalham poucas horas e os que trabalham muitas (para o primeiro grupo, é muito superior). Decidir e ajustar o tempo trabalhado ao salário de reserva é valorizado (por isso os trabalhadores que preferem flexibilidade se autoselecionam como motoristas na Uber).
Demanda	Fos <i>et al.</i>	2021	Investigar se a Uber serve como seguro privado para trabalhadores recém-demitidos (2011-2016).	Data de início da Uber; demissões e seguro-desemprego; bancário; registros de automóveis.	Motoristas cujo carro é elegível para entrar na Uber (grupo tratado) são comparados com aqueles cujo carro é inelegível (grupo de controle). A entrada na Uber reduz em 5% a probabilidade do tratado acessar o seguro-desemprego e em 2,9% a inadimplência. Assim, a Uber reduz custos assistenciais no curto prazo, ao diminuir, no mercado, o atrito que atrapalha a realocação após uma demissão.
	Glasner	2023	Avaliar se mudanças no SM afetam o fluxo de entrada nos trabalhos autônomos, incluindo <i>gig economy</i> (2000-2018).	SM por condado, data de lançamento da Uber por municípios.	O aumento médio de R\$ 1,00 no SM, entre 2010 e 2018, elevou em 1,7% a força de trabalho autônoma (isenta ao <i>fair labor standards act</i>). O efeito é moderado pelo grau de flexibilidade do mercado de trabalho e pelo tamanho da <i>gig economy</i> , pois, quando os dois são maiores, o efeito estimado é superior. A <i>gig economy</i> facilita a transição do mercado formal para o informal.

Fontes: Oyer (2016); Hall e Krueger (2018); Berg *et al.* (2019); Angrist, Caldwell e Hall (2017); Berger *et al.* (2018); Fos *et al.* (2021); Glasner (2023); e Chen *et al.* (2019).
Elaboração dos autores.

Embora existam diferenças relevantes entre a atual pesquisa e o corpo de evidências disponíveis (estas sintetizadas no quadro 1) sobre a oferta de trabalho por aplicativo – cujo enfoque são os motoristas no mercado americano da Uber no

período pré-pandemia –, os resultados encontrados permitem pontos de diálogo com essa literatura.¹⁰

A inexistência de efeitos significantes do AE sobre a probabilidade de saída da ocupação e o seu impacto marginal sobre horas trabalhadas podem estar relacionados com a conclusão de estudos anteriores, de que grupos sociais que aderem ao trabalho por aplicativo podem ser influenciados por motivações pessoais, ao perceberem vantagens nessa forma de trabalho, como flexibilidade na determinação da jornada e valor dos rendimentos (Oyer, 2016; Hall e Krueger, 2018; Chen *et al.*, 2019).

Por outro lado, o grande fluxo de entrada de novos entregadores por aplicativo durante a pandemia, cuja maioria tinha a atividade como única fonte de renda do trabalho, mostra a importância do contexto recessivo como determinante econômico para o ingresso nessa atividade, aproximando-se de Fos *et al.* (2021), que concluiu que as demissões aumentam a probabilidade de entrada na Uber, na medida em que parte dos ingressantes utiliza a plataforma como seguro privado.

Foram encontrados apenas dois estudos quantitativos para países em desenvolvimento. O primeiro é uma *survey* feita em 2019 na Argentina (Mourelo, 2020), cujos resultados parecem alinhados à conclusão de que existem fatores ligados à oferta de trabalho. Era permitido que os respondentes assinalassem mais de uma opção de resposta. A dificuldade de conseguir emprego foi a motivação apontada por 52% dos respondentes, enquanto a flexibilidade (38%) e os maiores rendimentos (19,4%) foram os demais itens mais apontados. A segunda pesquisa (Callil e Picanço, 2023), realizada entre 2021 e 2022 e de abrangência nacional, fundamentou-se em dados administrativos e em *surveys* aplicados a uma amostra aleatória de aproximadamente 1,5 mil entregadores, selecionados a partir de listas fornecidas pelas principais empresas do setor (iFood, Uber, 99 e Zé Delivery). O estudo teve como objetivo analisar o perfil dos entregadores e identificar as principais motivações para o ingresso nessa atividade. Um resultado relevante, que reforça a presença conjunta de fatores ligados à oferta e à demanda de trabalho, indica que aproximadamente 70% dos entregadores já estavam envolvidos em alguma atividade econômica antes de aderirem às plataformas digitais; destes, mais de um quarto (27%) já atuava especificamente com entregas. Além disso, 30% dos trabalhadores estavam ativamente em busca de novas oportunidades de emprego. Por fim, o pequeno efeito das transferências sobre a jornada de trabalho parece consistente com as evidências de Angrist, Caldwell e Hall (2017), que rejeitam a

10. A única pesquisa quantitativa encontrada acerca das motivações da inserção laboral na atividade de entregador por aplicativo em países em desenvolvimento foi uma *survey* (Mourelo, 2020) feita na Argentina, em 2019, cuja amostra contou com 546 entrevistados. Os resultados reforçam a visão de que existem fatores ligados à oferta e à demanda de trabalho. Se, por um lado, o principal fator apontado pelos entrevistados foi “não conseguir encontrar um trabalho”; por outro, a “flexibilidade e os rendimentos” foram as duas razões seguintes apontadas como as mais relevantes para a entrada na atividade.

hipótese de que trabalhadores por aplicativo definem sua oferta de trabalho baseados em “ganhos-alvo”, ou seja, de que estabeleceriam metas de renda diária ou semanal, as quais, logo que alcançadas, motivariam o fim da jornada de trabalho. Os autores refutam, portanto, que a maioria dos motoristas por aplicativo tenham uma elasticidade da oferta de trabalho negativa.

Entretanto, é preciso apontar limitações à validade externa deste estudo. A primeira é conjuntural, ligada à especificidade do contexto econômico e epidemiológico, inclusive, quando se consideram as diferentes fases da pandemia da covid-19. Os dados sobre a movimentação ocupacional dos entregadores por aplicativo e sobre as horas trabalhadas são referentes estritamente a 2020, período de maior insegurança sanitária, dado o alto grau de desconhecimento sobre a gravidade da doença e as discussões em estado inicial acerca da viabilidade do desenvolvimento e de uma ampla distribuição de vacinas no curto prazo. Trata-se de um contexto específico dentro do próprio período pandêmico brasileiro, portanto. Além disso, as estimativas de impacto sobre a oferta de trabalho consideraram um horizonte de curtíssimo prazo e contemporâneo ao período de pagamento do benefício.

Outra especificidade refere-se às incertezas, na época, acerca da cobertura e da duração do AE. Isso é evidenciado, ainda em 2020, pela lei de criação do programa, que, posteriormente, teve seu tempo estendido e, na sequência, resultou na criação de uma medida provisória (MP) que alterou o valor do benefício e o total de beneficiários (Lei nº 13.982/2020 e MP nº 1.000/2020). Parte da literatura aponta a importância da clareza e da estabilidade das regras que determinam o acesso ao benefício, da vigência do programa e do valor transferido, como fatores que afetam a percepção de previsibilidade e de valor do benefício aos beneficiários (Bastagli *et al.*, 2016). Nesse sentido, a imprevisibilidade quanto à duração e ao valor do benefício pode ter afetado os resultados encontrados.

O restante do trabalho está organizado conforme o disposto a seguir. A seção 2 apresenta uma síntese do contexto econômico e sanitário que motivou a criação do AE, além de resumir as regras que definem a elegibilidade ao programa. Na seção 3, são apresentados os dados e os procedimentos utilizados para a construção da base de dados em painel, além das estatísticas descritivas sobre as principais variáveis de interesse. Nas seções 4 e 5, discutem-se a estratégia empírica e os resultados. Por fim, a seção 6 apresenta a conclusão.

2 CONTEXTO

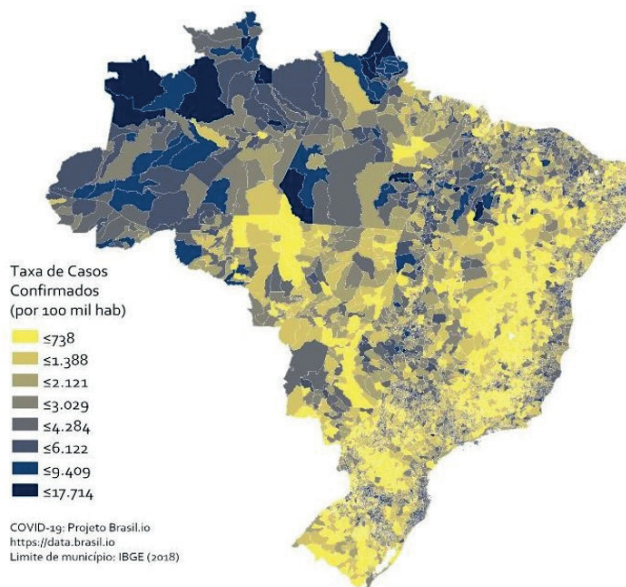
A seção é dividida em duas partes. A primeira apresenta a crise sanitária e econômica que promoveu a deterioração no mercado de trabalho brasileiro e o contexto contemporâneo ao aumento da demanda por *delivery* e à ampliação do contingente de entregadores por aplicativo. No campo da política pública, o cenário de crises

motivou a criação do AE. Nesse sentido, a segunda parte da seção descreve as principais regras para a elegibilidade ao benefício.

2.1 A crise sanitária e econômica impulsionou o mercado de *delivery*

Em 11 de março de 2020, a Organização Mundial da Saúde (OMS) declarou a pandemia de covid-19. O Brasil foi severamente atingido pela covid-19, com rápida disseminação espacial de casos e de mortes, representando um *hotspot* global (Castro *et al.*, 2021). Segundo o Ministério da Saúde, foram notificados cerca de 8 milhões de casos e de 200 mil mortes em 2020. O padrão espaço-temporal da disseminação foi diferenciado entre os municípios do país no primeiro ano de pandemia, conforme ilustra a figura 1, criada por Guimarães e Pugliesi (2020), sobre o total de casos confirmados por município.

FIGURA 1
Casos confirmados de covid-19 (out. 2020)



Fonte: Guimarães e Pugliesi (2020).

Obs.: A ilustração não pôde ser padronizada nem revisada em virtude das condições técnicas dos originais (nota do Editorial).

O contexto motivou a adoção de um amplo conjunto de políticas públicas para mitigar a incidência e a letalidade do vírus. Uma das principais medidas sanitárias foram as políticas de isolamento social, de competência dos estados e dos municípios (Brasil, 2020c). Quando adotadas, contudo, não restringiam o funcionamento de serviços públicos e de atividades definidas como essenciais – conforme o estabelecido no decreto do presidente da República, atividades reconhecidas como

indispensáveis para a comunidade e que, “se não atendidas, colocam em perigo a sobrevivência, a saúde ou a segurança da população” (Brasil, 2020a, art. 3º).

Duas atividades explicitamente reconhecidas e definidas como essenciais foram “os transportes de passageiros por táxi ou aplicativo” e o “transporte e entrega de cargas em geral” (Brasil, 2020a, art. 3º). Assim, as atividades ligadas à logística de transporte de passageiro e, principalmente, de mercadorias adquiriram centralidade para garantir a viabilidade das políticas de isolamento social (Abílio *et al.*, 2020).

A crise também motivou uma generalizada e abrupta paralisação da atividade econômica em escala mundial, o que promoveu uma severa crise econômica, cujas intensidade e velocidade de propagação dos efeitos agregados são comparáveis ao contexto excepcional da Segunda Guerra Mundial (OECD, 2021; IMF, 2021). A intensidade dos efeitos foi heterogênea entre os países (IMF, 2021; Bottan, Hoffmann e Vera-Cossio, 2020; ILO, 2021), com efeitos socioeconômicos especialmente graves nos países mais pobres (Bargain e Aminjonov, 2020; ILO, 2020), incluindo América Latina, o Caribe (OECD, 2021; Cepal, 2022) e o Brasil (Barbosa, Costa e Hecksher, 2020; Costa, Barbosa e Hecksher, 2021).

Nacionalmente, indicadores conjunturais, ao longo de 2020, mostravam uma expressiva destruição de postos de trabalho, desproporcionalmente mais intensa entre os menos escolarizados e nos grupamentos ocupacionais ligados ao setor de serviços, como mostra a tabela 1. Adicionalmente, “mesmo ao se controlar por características como escolaridade e do posto de trabalho (como setor e posição na ocupação), as mulheres, os negros e os jovens tinham maiores chances de sair da ocupação” (Costa, Barbosa e Hecksher, 2021, p. 31).

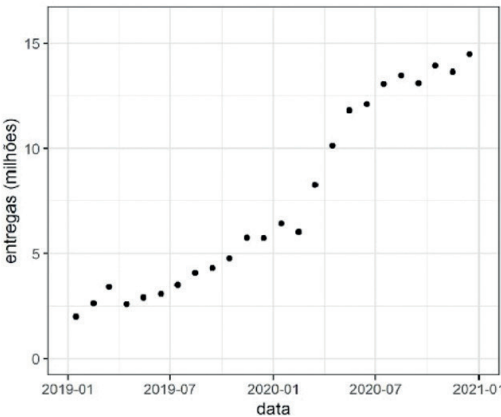
Esse quadro atípico gerou diversos choques potenciais sobre a atividade e sobre o mercado de trabalho ligado à entrega de mercadorias. Podem-se destacar dois principais: i) queda agregada na demanda por trabalho na economia devido ao fechamento de postos nas atividades não essenciais; concomitantemente à ii) expansão na demanda pelo trabalho de entregadores, quer pela intensificação dos pedidos de entrega, quer pelo aumento de estabelecimentos que aderiram à rede credenciada dos aplicativos (Fipe e iFood, 2021). Apesar da carência de estudos acadêmicos aplicados sobre o tema (Góes, Firmino e Martins, 2021; 2022; Abílio *et al.*, 2020), podem-se observar os sinais dessas mudanças com base nos dados proprietários do iFood, a maior companhia do ramo de *delivery* de alimentos no país (Fipe e iFood, 2021). Os dados extraídos do estudo encomendado pelo iFood são exibidos no gráfico 1 e revelam a alta do total de pedidos mensais intermediados pela empresa, passando da ordem de 5,0 milhões, no começo de 2019, para a ordem de 10 milhões, na metade de 2020, e atingindo o patamar de 15 milhões, no final de 2020.

TABELA 1
Evolução da população ocupada

Evolução da população ocupada – variação interanual por trimestres – dimensões selecionadas									
		Mar. 2019	Jun. 2019	Set. 2019	Dez. 2019	Mar. 2020	Jun. 2020	Set. 2020	Dez. 2020
Brasil	Total	1,9%	2,9%	1,9%	2,1%	0,5%	-10,7%	-11,9%	-8,7%
Escolaridade	Sem instrução e fundamental incompleto	-4,7%	-2,4%	-2,7%	-3,0%	-5,6%	-22,6%	-23,9%	-20,5%
	Fundamental completo	-0,9%	-1,6%	-2,2%	0,1%	-4,7%	-17,7%	-17,6%	-14,8%
	Médio incompleto	1,9%	3,9%	2,8%	1,7%	-1,4%	-18,7%	-20,9%	-14,4%
	Médio completo	3,6%	4,9%	3,9%	4,4%	2,9%	-8,5%	-10,2%	-8,3%
	Superior incompleto e completo	7,4%	7,0%	5,0%	4,8%	5,2%	1,4%	0,8%	4,5%
Idade	14 a 17	-8,5%	3,4%	-1,2%	-1,6%	-8,0%	-33,1%	-35,9%	-19,3%
	18 a 24	1,9%	3,3%	1,3%	1,9%	-1,5%	-19,2%	-19,4%	-15,9%
	25 a 39	0,6%	1,5%	0,9%	1,1%	0,4%	-10,3%	-10,1%	-7,8%
	40 a 59	3,1%	3,9%	2,6%	2,9%	1,7%	-7,3%	-9,1%	-5,6%
	60 ou mais	6,0%	5,8%	6,0%	4,7%	1,1%	-10,4%	-17,8%	-14,5%
Sexo	Homens	1,7%	2,4%	1,7%	2,0%	0,6%	-8,9%	-9,1%	-6,5%
	Mulheres	2,3%	3,6%	2,3%	2,3%	0,4%	-13,2%	-15,7%	-11,6%
Cor	Branca	1,4%	2,3%	0,6%	0,7%	-0,1%	-7,5%	-9,5%	-4,8%
	Preta e parda	1,9%	3,5%	3,1%	3,4%	1,2%	-13,2%	-13,9%	-11,9%
Informalidade¹	Formais	1,6%	1,9%	1,4%	2,3%	2,0%	-4,3%	-7,5%	-6,3%
	Informais	2,4%	4,5%	2,8%	1,9%	-1,6%	-20,1%	-18,3%	-12,1%

Fonte: PNAD Contínua Trimestral. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/trabalho/9173-pesquisa-nacional-por-amostra-de-domicilios-continua-trimestral.html>.
Elaboração dos autores.
Nota: ¹ O conceito de formalização adotado se baseia na inserção ocupacional. Assim, foram considerados formais aqueles com: i) carteira assinada; ou ii) Cadastro Nacional da Pessoa Jurídica (CNPJ); além de iii) funcionários públicos.

GRÁFICO 1
Evolução do total de entregas mensais via iFood
(Em milhões)



Fonte: Fipec e iFood (2021).
Obs.: A ilustração não pôde ser padronizada nem revisada em virtude das condições técnicas dos originais (nota do Editorial).

O período foi marcado pela intensificação da tendência, já em curso de expansão, da demanda de *delivery*, com efeitos positivos sobre a oferta e sobre a demanda de trabalho de entregadores. Com base na PNAD Covid-19, nota-se que o aumento ocupacional é mais intenso entre os entregadores informais, cuja posição é *por conta própria* ou *no setor privado*, *proxy* utilizada para definir com maior precisão os entregadores que trabalham por aplicativos, baseada em Góes, Firmino e Martins (2021; 2022). A análise sobre a evolução do total de entregadores e sobre o seu perfil socioeconômico é desenvolvida na seção seguinte, de dados.

2.2 Auxílio Emergencial

O contexto de crises durante a covid-19 motivou um conjunto de ações públicas de assistência social com foco nos grupos sociais mais vulneráveis à perda de rendimentos. No Brasil, uma das principais medidas foi a criação do programa nacional Auxílio Emergencial (Lei nº 13.982/2020), em abril de 2020. As principais informações sobre os critérios de elegibilidade e sobre o pagamento do benefício estão definidos no quadro 2.

QUADRO 2
Principais características do AE

Objetivo	Assistência financeira temporária às famílias vulneráveis.
Elegíveis	Maior de 18 anos, exceto mães adolescentes.
	Renda familiar: até meio SM <i>per capita</i> ou total de 3 SMs.
	Exclui beneficiários da Previdência e da Assistência Social.
	Exclui trabalhadores formais e microempreendedores individuais (MEIs) ativos.
Benefício	Mensal: inicialmente, cota de R\$ 600,00 e, depois, de R\$ 300,00.
	Limite: duas cotas por família ou para família monoparental.

Fontes: Brasil (2020b) e Brasil (2020d).
Elaboração dos autores.

Segundo dados da PNAD Covid-19, considerando-se a vigência do programa, de abril a dezembro de 2020, a cobertura de beneficiários foi da ordem de 42,0% do total de domicílios do país. Dada a possibilidade de recebimento de mais de uma cota por família beneficiada, o valor médio transferido foi de R\$ 900,00 mensais, entre maio e outubro, e, após mudanças introduzidas via MP nº 1.000/2020 – que prorrogou o prazo de pagamento e reduziu o valor da cota do benefício, de R\$ 600,00 para R\$ 300,00 –, a transferência mensal média passou para R\$ 600,00, de outubro a dezembro.

3 DADOS

A fonte de dados foi formada por duas PNADs, a PNAD Contínua Trimestral e a PNAD Covid-19, gerenciadas pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Ambas forneceram informações socioeconômicas conjunturais do mercado

de trabalho, baseadas em amostragens probabilísticas cuja unidade de investigação foram os domicílios, e abrangiam todo o território nacional.

A PNAD Contínua Trimestral é formada por um painel rotativo de domicílios não balanceado. Cada residência selecionada é visitada uma vez por trimestre, durante cinco trimestres consecutivos, totalizando cinco entrevistas por domicílio.¹¹ A cada trimestre, a PNAD Contínua Trimestral investiga cerca de 211 mil domicílios.

A PNAD Covid-19 foi uma versão da PNAD Contínua, de caráter temporário, cujo objetivo era produzir estatísticas de alta frequência para monitorar a evolução dos sintomas gripais ligados ao coronavírus e o desempenho do mercado de trabalho em 2020. A pesquisa teve resultados entre abril e novembro daquele ano. Diferentemente da PNAD Contínua Trimestral, a pesquisa era formada por uma amostra fixa de domicílios, em que todas as unidades foram entrevistadas mensalmente, do início ao fim da pesquisa, totalizando sete entrevistas por domicílio.

Em virtude das limitações impostas pelo contexto sanitário e pelo isolamento social para a condução presencial das entrevistas, a pesquisa de campo na PNAD Covid-19 foi feita por telefone e utilizou como base a amostra de domicílios selecionados para a PNAD Contínua Trimestral do 1º trimestre de 2019.¹² Ao final, retirando-se os domicílios dos quais o IBGE não obteve o número de telefone, o que impediu a realização das entrevistas, a amostra da PNAD Covid-19 foi formada por cerca de 193 mil domicílios, aproximadamente 92% da amostra-base original, extraída da PNAD Contínua do 1º trimestre de 2019 (IBGE, 2020).

3.1 Seleção da amostra

A amostra de entregadores foi formada por uma base de dados longitudinal que reuniu as informações da PNAD Contínua Trimestral do 1º trimestre de 2018 ao 1º trimestre de 2020 e os dados mensais da PNAD Covid-19 de maio a novembro de 2020. A extensão temporal do painel, portanto, corresponde ao período de janeiro de 2018 a novembro de 2020 (com exceção de abril de 2020, cujos dados não estavam disponíveis). Diferentemente do padrão adotado nas pesquisas domiciliares gerenciadas pelo IBGE, a PNAD Covid-19 não utilizou a Classificação de Ocupações para Pesquisas Domiciliares (COD) para definir os cargos dos ocupados. A PNAD Covid-19 oferecia 36 opções de cargos, incluindo entregador de mercadorias (de restaurante, de farmácia, de loja, de Uber Eats, de iFood, de Rappy etc.).

11. O esquema de rotação de amostragem da PNAD Contínua é conhecido como 1-2(5). O domicílio é entrevistado uma vez no mês, deixa de ser entrevistado por dois meses seguidos, depois volta a ser entrevistado, sequência que é repetida, até que totalize cinco entrevistas.

12. Mais informações sobre a PNAD Covid-19 e o seu plano amostral estão disponíveis em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv101726.pdf>.

A nova estrutura para classificação de cargos permitiu, pela primeira vez nas pesquisas conjunturais, a identificação mais direta e precisa do contingente de ocupados como entregadores de mercadoria. Antes da PNAD Covid-19, a identificação do entregador dependia de cruzamentos de subclassificações entre a COD e a Classificação Nacional de Atividades Econômicas adaptadas para pesquisas domiciliares (CNAE-Domiciliar), o que aumentava os riscos de imprecisão na seleção dos entregadores. Outra vantagem da PNAD Covid-19 era que, pela primeira vez nas estatísticas sociais do IBGE, foram explicitados, no questionário, os nomes das empresas de *delivery* por aplicativo, contribuindo para uma correta resposta do entrevistado e para a respectiva demarcação pelo entrevistador.

Partindo da amostra formada por dados da PNAD Contínua Trimestral e Covid-19, realizaram-se os seguintes passos para a construção do painel de dados utilizado neste trabalho. Foram criados identificadores de domicílios e de indivíduos com base nas recomendações metodológicas do IBGE.¹³ Como um mesmo domicílio foi entrevistado cinco vezes na PNAD Contínua Trimestral e sete vezes na PNAD Covid-19, foi possível identificar um mesmo domicílio entrevistado dentro e ao longo de cada pesquisa, visto que a PNAD Covid-19 partia da amostra de domicílios da PNAD Contínua do 1º trimestre de 2019.

A tabela 2 sintetiza as principais informações sobre a extensão temporal e sobre os grupos de entrevistados que compuseram a base de dados. Foram incluídos os quatro trimestres de 2018 e de 2019, além do primeiro trimestre de 2020 da PNAD Contínua, e, por fim, os meses de maio a novembro de 2020 da PNAD Covid-19. A tabela também ilustra a distribuição das entrevistas para cada grupo de domicílio ao longo de todo o período. Ao final, cada grupo de domicílio foi entrevistado doze vezes: as entrevistas iniciavam na primeira visita domiciliar, em 2018 ou 2019, ocorriam por cinco trimestres consecutivos e, depois, necessariamente, durante os sete meses, de maio a novembro de 2020. A estratégia para a construção da base de dados foi inspirada em Levy e Menezes Filho (2022).

TABELA 2
Esquema da distribuição de entrevistas por grupo de domicílio e por período

Amostra	1Q18	2Q18	3Q18	4Q18	1Q19	2Q19	3Q19	4Q19	1Q20	Maio	Jun.	Jul.	Ago.	Set.	Out.	Nov.
Grupo 1	1	2	3	4	5	-	-	-	-	6	7	8	9	10	11	12
Grupo 2	-	1	2	3	4	5	-	-	-	6	7	8	9	10	11	12
Grupo 3	-	-	1	2	3	4	5	-	-	6	7	8	9	10	11	12

(Continua)

13. A combinação de variáveis-chave para identificar domicílios e indivíduos está disponível em: https://ftp.ibge.gov.br/Trabalho_e_Rendimento/Pesquisa_Nacional_por_Amostra_de_Domicilios_continua/Anual/Microdados/Trimestre/Documentacao_Geral/Chaves_PNADC.pdf.

(Continuação)

Amostra	1Q18	2Q18	3Q18	4Q18	1Q19	2Q19	3Q19	4Q19	1Q20	Maio	Jun.	Jul.	Ago.	Set.	Out.	Nov.
Grupo 4	-	-	-	1	2	3	4	5	-	6	7	8	9	10	11	12
Grupo 5	-	-	-	-	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
PNAD Contínua Trimestral										PNAD Covid-19						

Fonte: Levy e Menezes Filho (2022).
Elaboração dos autores.

Os indivíduos que não puderam ser identificados (devido à ausência de informações pessoais, como idade) e aqueles cujas características demográficas foram idênticas dentro de um mesmo domicílio (prováveis gêmeos) foram excluídos da amostra de dados. Assim, foi construído um painel em nível de indivíduo, com informações de antes e de durante a pandemia, no qual as datas de entrevista do indivíduo variaram conforme a data da primeira visita ao domicílio, como mostrado na tabela 2.

Como o foco da pesquisa eram as movimentações ocupacionais e o total de horas trabalhadas pelos entregadores por aplicativo durante a pandemia – informações disponíveis apenas na PNAD Covid-19 (de maio a novembro de 2020) –, o passo seguinte foi identificar os indivíduos que foram entregadores por pelo menos um mês na PNAD Covid-19. Reconhecido esse grupo, através da chave de identificação de indivíduo criada, puderam ser recuperadas informações pessoais e domiciliares desse grupo no período anterior à pandemia e disponíveis na PNAD Contínua Trimestral (embora não fosse possível observar se os entrevistados já haviam sido entregadores, devido à diferença de classificação de cargos entre as pesquisas).

Foram criadas variáveis para caracterizar o domicílio desses indivíduos em todos os períodos, tais como “total de moradores”, “renda do trabalho total do domicílio” (soma da renda do trabalho de todos os moradores) e “renda do trabalho total do domicílio *per capita*”. Manteve-se na base de dados apenas o histórico completo de entrevistas, realizadas antes e durante a pandemia da covid-19, dos indivíduos que necessariamente foram entregadores por pelo menos um mês na PNAD Covid-19. Nessa etapa, o painel continha 18,7 mil observações.

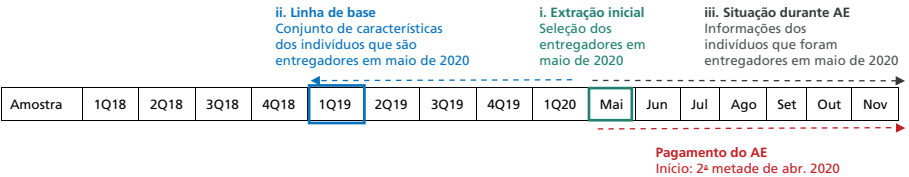
O passo final para a construção do painel de dados foi manter apenas os indivíduos que necessariamente estavam ocupados como entregadores em maio de 2020, primeiro período disponível da PNAD Covid-19. A escolha desse período foi baseada em duas razões principais. A primeira era ampliar o horizonte longitudinal do painel, ao utilizar todos os meses disponíveis da PNAD Covid-19, permitindo acompanhar, pelo maior tempo possível, a evolução ocupacional dos entregadores por aplicativo. A segunda e principal justificativa era a proximidade temporal desse período escolhido com o começo do AE, opção que visava reduzir eventuais riscos de viés de seleção, ao delimitar uma diferença de apenas duas semanas entre o início formal do AE (segunda metade de abril de 2020) e o período de seleção da

amostra de entregadores (1ª de maio). Dessa forma, visou-se detectar entregadores que tivessem recebido a primeira parcela do benefício nos dias iniciais de vigência do programa e decidido imediatamente parar de trabalhar.

Além da pequena diferença temporal, outras razões contribuíram para reduzir as preocupações com os riscos de viés de seleção. A primeira era baseada no conceito de *ocupado* utilizado nas pesquisas domiciliares: apenas o indivíduo que *trabalhou ou fez algum bico, por pelo menos 1 hora, na semana passada* (IBGE, 2020). Portanto, a seleção de entregadores em maio de 2020 já trazia informações sobre o *status* ocupacional referente ao período entre o final de abril e o início de maio de 2020, reduzindo ainda mais a diferença temporal entre as datas de início do programa e de seleção da amostra de entregadores. Outras razões estão ligadas à implementação do AE. Embora tenha começado formalmente na metade final de abril de 2020, por problemas na atualização de cadastro da população elegível, uma parte dos beneficiários não recebeu o primeiro pagamento já no início de vigência formal do programa. Além disso, como discutido na seção anterior, no contexto inicial de criação do programa, havia uma indefinição a respeito da abrangência, da duração e do valor do benefício, sinalizada pelas subseqüentes medidas provisórias, o que configurava um quadro de elevada imprevisibilidade, que desincentivava os beneficiários a rapidamente decidirem por saírem de suas ocupações por conta do acesso ao programa.

Outra escolha voltada a reduzir as preocupações com viés de seleção foi avaliar um conjunto de características pessoais e domiciliares entre os grupos de entregadores beneficiados e não beneficiados pelo AE, considerando um período anterior ao seu início. Assim, optou-se pela definição da linha de base em 2019, mais precisamente, no primeiro trimestre. A escolha desse período foi motivada pela maior disponibilidade de observações identificáveis em ambas as pesquisas, já que a base de domicílios entrevistados da PNAD Covid-19 utilizou a amostra de domicílios justamente desse período da PNAD Contínua Trimestral. A figura 2 apresenta um quadro que sintetiza o total de períodos disponíveis, ao agrupar ambas as pesquisas, destacando os períodos escolhidos para a construção do painel de dados.

FIGURA 2
Etapas para a seleção de indivíduos e de períodos na construção da amostra principal



Fonte: Levy e Menezes Filho (2022).

Portanto, a base final é um painel desbalanceado formado pelo grupo de indivíduos que necessariamente foram entregadores em maio de 2020, cujas características pessoais e de domicílio referentes ao 1Q19 é mantido (linha de base), além de juntar informações sobre a evolução ocupacional ao longo de todos os meses disponíveis em 2020. Considerando que o foco do trabalho são entregadores de aplicativo, neste artigo serão reportados os resultados apenas para os entregadores em maio de 2020 que necessariamente atuavam como entregadores informais cujas posições eram *por conta própria* ou *empregado no setor privado*, classificação inspirada em Góes, Firmino e Martins (2021; 2022).¹⁴

A tabela 3 resume o total de observações disponíveis, agrupando os entregadores segundo suas posições ocupacionais e seu *status* de formalização, critérios que serviram de base para a criação da *proxy* de entregadores por aplicativo.

TABELA 3
Distribuição do total de entregadores por vínculo de emprego e do AE

	Informal	Formal
Total		
Observações	1.876	1.559
Com peso amostral (1 milhão)	1,30	1,50
Posição na ocupação (%)		
Total	54,7	45,3
Privado	41,1	94,2
Empregado público	0,4	5,8
Empregador	1,2	0,0
Conta própria	54,8	0,0
Familiar auxiliar	2,4	0,0
Incidência AE/Tratamento (%)		
Beneficiários/tratados	65	35

Fonte: PNAD Covid-19.
Elaboração dos autores.

Em relação ao conjunto de características individuais e domiciliares na linha de base para os entregadores, segundo a *proxy* por aplicativo – *informais; por conta própria; ou no setor privado e sem carteira* –, e que estavam ocupados nessa posição em maio de 2020, dividindo-os entre aqueles cujos domicílios foram beneficiados (grupo tratado) e os que não foram beneficiados pelo AE (grupo não tratado), nota-se que tais grupos são relativamente semelhantes, em média, para

14. Embora não seja abordado neste artigo, mas, na dissertação de mestrado que originou esta pesquisa, a mesma estratégia empírica foi realizada para construir uma base de dados, considerando-se uma medida mais abrangente de entregadores, que incluiu tanto formais quanto informais. Essa extração resultou em grupos de entregadores, beneficiados e não beneficiados, com maiores diferenças relativas, em termos de características socioeconômicas observáveis na linha de base, em comparação com a extração restrita a *entregadores informais* ou a *empregados no setor privado* ou a *por conta própria*. De todo modo, os resultados dessa segunda amostra resultaram em conclusões muito semelhantes no que tange aos efeitos do AE sobre a oferta de trabalho de entregadores.

o conjunto de características pessoais e domiciliares levantadas, embora existam exceções relevantes, como mostra a tabela 4.

TABELA 4

Estatísticas descritivas das características de linha de base (1T19) dos indivíduos que necessariamente eram entregadores por aplicativo em maio de 2020, distribuídos entre beneficiários (grupo tratado) e não beneficiários do AE (grupo não tratado)

	Tratado	Não tratado	Não tratado - Tratado
Indivíduos			
Total	184	155	-29
Total com peso amostral	78.254	76.858	-1.396
Características individuais			
Idade	33,706	35,331	1,625
Homens (%)	95,652	91,613	-4,04
Negro/pardo (%)	81,521	74,190	-7,33
Status no mercado de trabalho (%)			
Ocupados	78,333	79,605	1,27
Formais	26,056	41,463	15.407**
Desocupados	9,444	11,180	1,74
Inativos	12,220	9,211	-3,01
Educação (%)			
Fundamental (incompleto/completo)	36,820	21,22	-15.600**
Médio completo	56,720	66,750	10,030
Superior ou mais	6,460	12,030	5,570
Características dos domicílios			
Total de membros	3,663	3,0968	-0.566**
Renda total do trabalho	1957,717	2607,690	649.973***
Renda trabalho <i>per capita</i>	653,684	921,620	267.936**
Localizado em RM (%)	43,478	47,097	3,619

Fonte: PNAD Covid-19.

Elaboração dos autores.

Obs.: O cálculo das médias de todas as características descritivas está ponderada pelo peso amostral.

Para características demográficas, em média, não há diferenças estatisticamente significantes entre os dois grupos. Quanto à condição no mercado de trabalho, a única diferença estatisticamente significativa foi o menor grau de formalização relativa do grupo tratado, na ordem de 15 pontos percentuais. Considerando o perfil educacional, há uma diferença estatisticamente significativa, entre os dois grupos, quanto à proporção de indivíduos com apenas ensino fundamental, incompleto ou completo. Essa proporção é relativamente maior entre os entregadores que recebem o dinheiro do programa, o que indica uma diferença no grau de instrução. No entanto, as diferenças entre os demais níveis escolares não são estatisticamente significativas. Por fim, em termos de características domiciliares, as diferenças entre os dois grupos são estatisticamente significativas para o total de moradores

e de rendimentos do trabalho individual e domiciliar, embora a magnitude dessas diferenças seja relativamente pequena.

3.2 Variável dependente

Para avaliar a oferta de trabalho dos entregadores por aplicativo, as duas variáveis dependentes de interesse são *ocupado como entregador* e *total de horas semanais trabalhadas pelos entregadores*. Esta subseção apresenta um conjunto de características descritivas sobre essas duas variáveis.

De forma semelhante ao movimento global apontado pela literatura, que reconhece uma intensificação da tendência de crescimento dos arranjos de trabalhos *online* durante a pandemia (ILO, 2021), a PNAD Covid-19 estimou uma elevação do número de entregadores ao longo de 2020, em especial da *proxy* por aplicativo no país. A definição da *proxy* de entregador por aplicativo foi formada pela combinação de quatro variáveis presentes no dicionário da PNAD Covid-19, sendo: i) c001: código 1 – *sim, trabalhou por pelo menos 1 hora na semana passada*; ii) c007c: código 17 – *entregador de mercadorias de restaurante, de farmácia, de loja, de Uber Eats, de iFood, de Rappy*; iii) c007: código 4 ou 7 – *empregado no setor privado ou por conta própria*; e c007b: códigos 3 e 4 – *carteira de trabalho: não ou não aplicável*. Essa classificação foi inspirada em Góes, Firmino e Martins (2021; 2022), que tentam dimensionar a *gig economy* no setor de transportes.¹⁵

O gráfico 2 ilustra a evolução total de entregadores de maio a novembro de 2020, desagregando o total entre a *proxy* por aplicativo e os demais entregadores. De maio a novembro de 2020, o total ocupado como entregadores passou de 645 mil para 700 mil. Esse aumento foi determinado pela expansão do número de entregadores por aplicativo, que passou de 386 mil para 443 mil (cuja alta foi de 15%, atingindo, ao final do período, 63,4% do total de entregadores), enquanto as demais posições de entregadores tiveram ligeira redução, de 260 mil para 256 mil, no período (representando 36,6% do total de entregadores no final do período disponível).

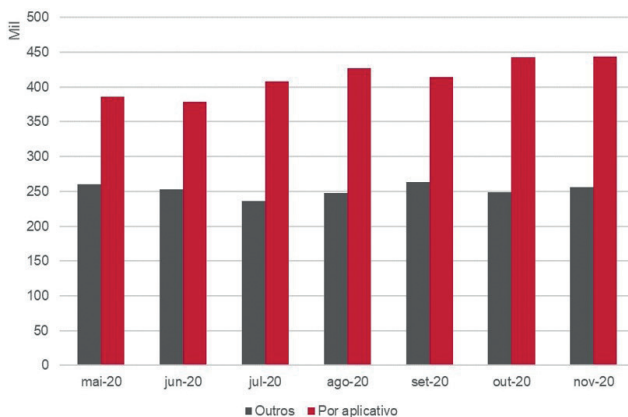
Em relação à rotatividade, a posição de entregador apresentou um alto índice de entrada e de saída de indivíduos, sendo o fluxo do primeiro superior ao do segundo, resultando no aumento agregado do total de entregadores.

O gráfico 3 mostra um elevado fluxo de saída da ocupação de indivíduos que eram entregadores em maio de 2020 (considerando-se todos os entregadores, independentemente do vínculo ou da posição ocupacional). Em novembro de 2020, cerca

15. Os trabalhos de Góes, Firmino e Martins (2021; 2022), além da seleção conjunta das classificações usadas neste artigo, consideram como restrição adicional a variável c007d, selecionando apenas a classificação 09: *transporte de mercadorias*. Na nossa visão, outras atividades, como *serviço de alimentação e comércio*, têm potencialmente estabelecimentos filiados às empresas por aplicativos e entregam seus produtos via aplicativo. Assim, optou-se por uma definição menos restritiva.

de 35% dos indivíduos que eram entregadores em maio de 2020 já haviam deixado essa ocupação. De forma isolada, à primeira vista, tal dinâmica poderia reforçar as suspeitas de um eventual efeito colateral gerado pelo AE sobre a oferta de trabalho, no sentido de influenciar os entregadores beneficiários a pararem de trabalhar.

GRÁFICO 2

Total de entregadores segundo a proxy por aplicativo

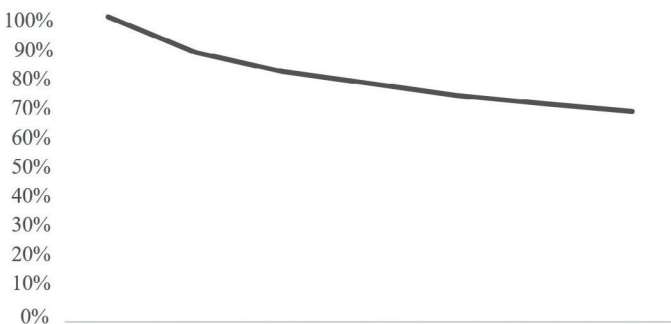
Fonte: PNAD Covid-19.

Elaboração dos autores.

Obs.: 1. A proxy de entregador por aplicativo considera entregadores informais, segundo a inserção profissional, assim abrange trabalhadores: i) sem vínculo celetista; e ii) ocupado no setor privado sem carteira ou por conta própria.

2. A ilustração não pôde ser padronizada nem revisada em virtude das condições técnicas dos originais (nota do Editorial).

GRÁFICO 3

Parcela dos entregadores em maio de 2020 que permaneceram como entregadores (maio 2020-nov. 2020)

Fonte: PNAD Covid-19.

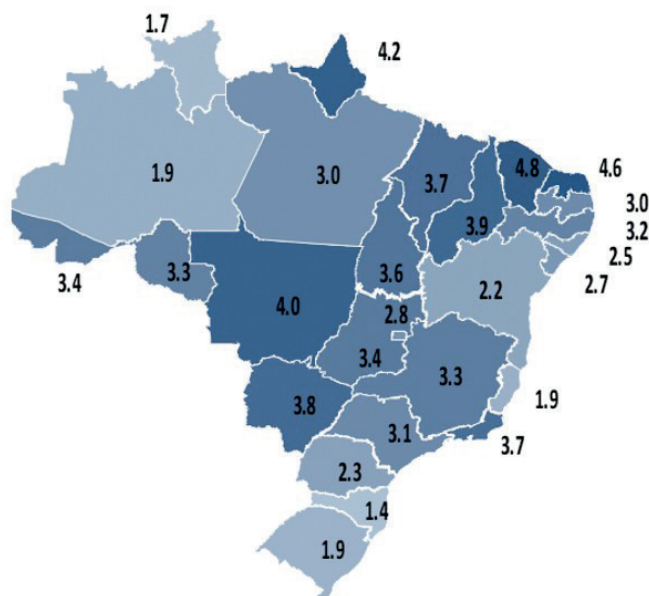
Elaboração dos autores.

Obs.: A ilustração não pôde ser padronizada nem revisada em virtude das condições técnicas dos originais (nota do Editorial).

Considerando o território nacional, a média era de três entregadores para cada mil habitantes, com base nos dados de maio de 2020. A figura 3 mostra a distribuição geográfica por estados, dada a indisponibilidade de informações por municípios. Ao observar a distribuição espacial por estados, normalizada pelo total de habitantes, não se identifica uma incidência marcadamente heterogênea da atividade por região. Em termos relativos, houve maior incidência no Amapá e no Distrito Federal e, por outro lado, menor incidência no Sul do país.

FIGURA 3

Total de entregadores para cada mil habitantes, por estados

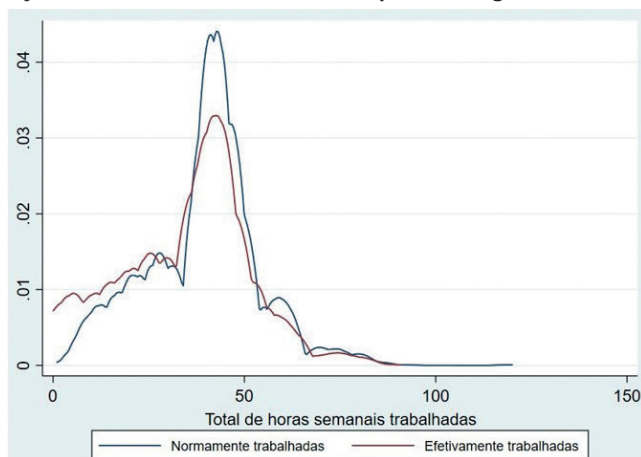


e, assim, incorporava eventuais flutuações cotidianas e particulares ocorridas em um dia ou em uma semana de trabalho.¹⁶

O gráfico 4 mostra as estimativas de densidade das duas variáveis, referentes a maio de 2020, evidenciando que a medida de horas efetivamente trabalhadas é menos concentrada em torno de 40 horas semanais e maior na parte esquerda da distribuição, evidenciando a maior flexibilidade relativa dessa medida de jornada de trabalho.

GRÁFICO 4

Distribuição de horas semanais trabalhadas pelos entregadores



Fonte: PNAD Covid-19.

Elaboração dos autores.

Obs.: A ilustração não pôde ser padronizada nem revisada em virtude das condições técnicas dos originais (nota do Editorial).

O padrão de distribuição diferenciada entre as medidas de horas trabalhadas se manteve nos meses seguintes. Considerando-se o contexto atípico do período e levando-se em consideração fatores – como a disseminação espacial e temporal específica por região e por período – que motivaram descoordenadas medidas de *lockdown*, bem como possíveis alterações na oferta e na demanda do mercado de trabalho agregado e por aplicativo, a preferência foi pela utilização das horas efetivamente trabalhadas.¹⁷

16. Segundo a metodologia da PNAD Contínua, as horas habituais se referem a um período típico de trabalho e não devem ser confundidas com as horas contratuais, já as horas efetivas são aquelas que a pessoa, de fato, se dedicou ao trabalho na semana de referência. O glossário feito pelo IBGE está disponível em: https://ftp.ibge.gov.br/Trabalho_e_Rendimento/Pesquisa_Nacional_por_Amostra_de_Domicilios_continua/Mensal/glossario_pnadc_mensal.pdf.

17. Na dissertação de mestrado que deu origem ao atual artigo, são reportados os resultados para as duas medidas de jornada de trabalho. Independentemente da variável escolhida, os impactos estimados do AE sobre a jornada trabalhada têm significância, direção e intensidade relativamente semelhantes para ambas as variáveis de jornada e, assim, reforçam as conclusões do estudo.

3.3 Variável de tratamento

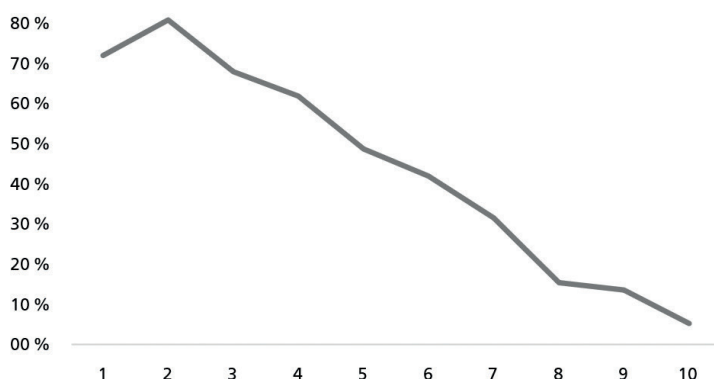
A variável explicativa de interesse foi a incidência do AE nos domicílios dos entregadores. Os testes empíricos foram feitos considerando-se duas variáveis distintas. A primeira foi representada por uma *dummy* que assumia 1 quando o domicílio do entregador havia sido beneficiado pelo programa e 0 no caso contrário. Para diferenciar a exposição ao tratamento proporcionado pela transferência de renda, a segunda variável assumia 0 para os grupos de domicílios não beneficiários e o exato valor recebido, em termos *per capita*, pelo domicílio beneficiário.

A construção dessas variáveis foi feita da seguinte forma: a PNAD Covid-19 continha variáveis que identificavam se o domicílio havia recebido pagamentos do AE relacionados ao coronavírus, e, em caso positivo, o valor total recebido. Para identificar os pagamentos do AE, foram selecionados os valores múltiplos das cotas formalmente vigentes. Assim, o *status* de beneficiário e o valor selecionado eram definidos pelos valores recebidos múltiplos de R\$ 600,00 entre maio e setembro. Posteriormente, com a mudança na cota do benefício, o valor era proporcional a R\$ 300,00, em novembro e em dezembro. Os valores foram divididos pelo total de moradores do domicílio, com base na chave criada de identificação do domicílio.

O gráfico 5 mostra a distribuição nacional, por decís de renda, do AE. O comportamento da distribuição mostra concentração do pagamento nos domicílios de menores faixas de renda (o que mostra relativo êxito, ao chegar, de fato, aos mais pobres), embora o recebimento pelas faixas superiores sugira pagamentos indevidos (sinalizando vazamentos que encareceram de forma substancial o programa), na medida em que beneficiou domicílios que não cumpriam os critérios de elegibilidade.

GRÁFICO 5

Parcela de domicílios brasileiros beneficiados pelo AE, por décimos de renda



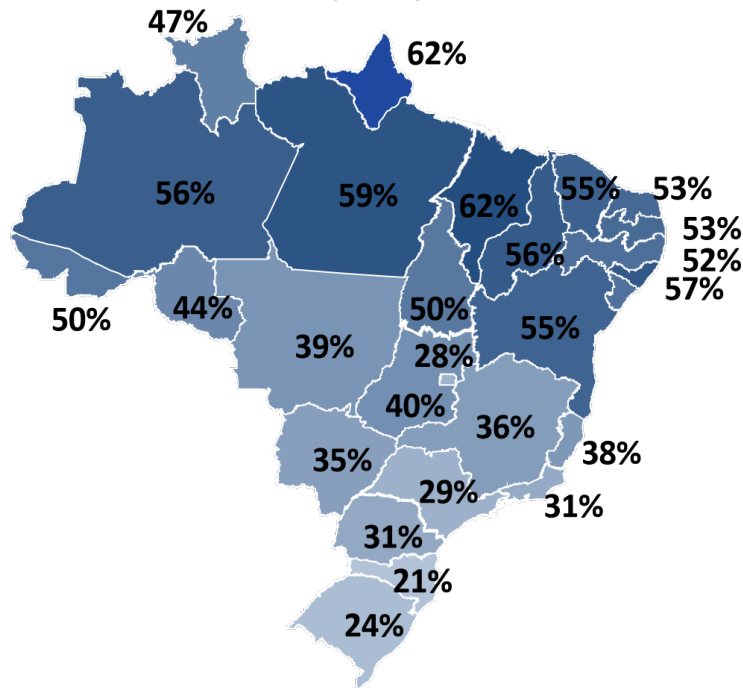
Fonte: PNAD Covid-19.

Elaboração dos autores.

Obs.: A ilustração não pôde ser padronizada nem revisada em virtude das condições técnicas dos originais (nota do Editorial).

O AE beneficiou 42,0% do total de domicílios do país. A figura 4 mostra a elevada heterogeneidade na distribuição estadual, com maior cobertura do programa no Norte e no Nordeste do país, e menor no Sul, divisão compatível com a diferença do grau de informalidade entre as duas macrorregiões, tipicamente maior no Norte e no Nordeste.

FIGURA 4
Parcela de domicílios beneficiados pelo AE por estados



Fonte: PNAD Covid-19.
Elaboração dos autores.
Obs.: A ilustração não pôde ser padronizada nem revisada em virtude das condições técnicas dos originais (nota do Editorial).

4 ESTRATÉGIA EMPÍRICA

A estratégia empírica teve duas etapas principais. A primeira visava estimar se o recebimento do AE afetou a probabilidade de o indivíduo continuar trabalhando como entregador. Para tanto, a principal especificação da regressão em painel foi a seguinte:

$$Entreg_{it} = \alpha + \beta AE_{it} + \delta_i + \gamma_t + \mu_{it} \tag{1}$$

Na equação (1), a variável $Entreg_{it}$ é uma *dummy* que assumia valor 1 quando o indivíduo era ocupado como entregador e 0 no caso oposto (fosse ocupado em outro cargo, fosse desocupado ou inativo) para o indivíduo i , no período t . Há duas métricas utilizadas para o AE_{it} . A primeira é a $DummyAE_{it}$, que assumia valor 1 quando o domicílio do entregador era beneficiário ou, no caso oposto, valor 0, para o indivíduo i , no período t . A segunda métrica, $ValorAE_{it}$, assumia o valor monetário recebido pelo domicílio do entregador contemplado pelo programa em termos *per capita* (proporcional à cota vigente) ou o valor 0 no caso de o domicílio do entregador não ter sido contemplado, para o indivíduo i , no período t . Os termos δ_i e γ_t são efeitos fixos de indivíduo e de tempo, nessa ordem. Por fim, μ_{it} são os erros robustos para o indivíduo i , no período t .

Havia especificações alternativas. A primeira delas excluía os efeitos fixos de indivíduo e de tempo, para que pudesse ser utilizado o conjunto de controles individuais e domiciliares, os quais eram constantes, já que tinham como referência o 1º trimestre de 2019 – não foram usados controles que variassem nos meses de 2020 nessa especificação, pois eram informações pessoais (como sexo e cor) ou relativas a condições profissionais ou à renda familiar pré-pandemia. O conjunto de controles era: i) sexo; ii) cor; iii) grau de escolaridade; iv) idade; v) *status* de formalização; v) renda domiciliar do trabalho *per capita* (que contabilizava a renda do trabalho de todos os integrantes dividida pelo total de moradores da residência); e se o vi) domicílio se encontrava em RM. Contudo, essa especificação tinha duas desvantagens, comparada com as anteriores. A primeira se devia à utilização de controles fixos no tempo, restrito a um conjunto limitado de dimensões (portanto, inferior à especificação que utilizava efeitos fixos de indivíduo). A segunda era a perda do número de observações, já que nem todos os indivíduos que eram entregadores em maio de 2020 tiveram seus domicílios entrevistados no 1º trimestre de 2019, como mostrado na tabela 2, com o esquema de rotação de entrevistas por domicílio.

Outra especificação alternativa era a adição de novos efeitos fixos à regressão principal, incluindo a interação entre efeito fixo de estado e de período, escolha baseada no trabalho de Guimarães e Pugliesi (2020), que mostrou como a pandemia apresentou um quadro espaço-temporal desigual no país (a diferença no nível e na evolução mensal de casos e de mortes não se manteve ao longo dos períodos entre regiões). A motivação era controlar a influência que diferenças na gravidade, em nível e em evolução, do quadro pandêmico pudesse ter sobre o grau de deterioração do mercado de trabalho e sobre a distribuição do AE entre as regiões. Na ausência desses controles, o efeito captado da saída da ocupação ou da redução de horas trabalhadas poderia não ser proveniente do AE, mas originalmente da disseminação heterogênea do grau de contágio e de letalidade da pandemia entre regiões.

Por fim, também com vistas a mitigar dinâmicas estaduais específicas da pandemia e da recessão do mercado de trabalho que poderiam estar correlacionadas com o AE dentro de um mesmo estado, a última especificação alternativa adicionava uma *clusterização* dos erros-padrão no nível de estado. Uma desvantagem dessa especificação era a expectativa de aumento do erro-padrão, o que poderia afetar a significância dos parâmetros estimados.

A segunda estratégia de estimação consistia em um conjunto de regressões em painel, para estimar os efeitos da incidência do benefício do AE sobre o total de horas semanalmente trabalhadas pelos entregadores.

$$Jornada_{it} = \alpha + \beta AE_{it} + \delta_i + \gamma_t + \mu_{it} \quad (2)$$

Como descrito na seção 3, existem duas medidas oficiais calculadas pelo IBGE para o total de horas trabalhadas e, considerando-se a maior sensibilidade para representar mudanças cotidianas no contexto atípico de trabalho durante a pandemia e de recessão, optou-se, como medida principal, pelas “horas efetivamente trabalhadas”.¹⁸ Assim $Jornada_{it}$ representa o total de horas efetivamente trabalhadas semanais para o indivíduo i , no período t . As demais variáveis utilizadas e o conjunto de regressões alternativas também desenvolvidas são iguais ao descrito na regressão anterior.

5 RESULTADOS

Esta seção é dividida em duas partes. Na primeira, são apresentados os efeitos do AE sobre a probabilidade de o entregador por aplicativo continuar trabalhando e, na segunda, os impactos do programa sobre o total de horas trabalhadas para indivíduos que continuam na posição de entregador por aplicativo.

5.1 Efeitos do AE sobre a probabilidade de o entregador por aplicativo continuar trabalhando

As tabelas 5 e 6 mostram os resultados estimados dos efeitos do AE sobre a probabilidade de o indivíduo continuar trabalhando como entregador por aplicativo. A tabela 5 exhibe as estimações com a variável independente da incidência do AE calculada como uma variável *dummy*.

18. Os resultados para a medida de horas normalmente trabalhadas podem ser os do Anexo Estatístico II da dissertação de mestrado que deu origem a este artigo. Disponível em: <https://repositorio.insper.edu.br/server/api/core/bitstreams/16ee3de6-4e7d-4177-b869-6b0f0e10d02b/content>.

TABELA 5

Estimativas do efeito do AE (*dummy*) sobre a probabilidade de o indivíduo continuar trabalhando como entregador por aplicativo

Variáveis	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	EntregApp	EntregApp	EntregApp	EntregApp	EntregApp
DummyAE	-0,0636 (0,0415)	-0,102*** (0,0381)	-0,0493 (0,0332)	-0,0406 (0,0255)	-0,0493 (0,0404)
Constante	1,138*** (0,182)	0,745*** (0,0247)	1,038*** (0,0309)	0,706*** (0,0161)	1,038*** (0,0250)
Observações	1.398	2.186	2.186	2.148	2.160
R ²	0,040	0,562	0,680	0,701	0,678
Controles	S	N	N	N	N
EF de indivíduo	N	S	S	S	S
EF de tempo	N	N	S	S	S
EF de tempo e UF	N	N	N	S	N
Cluster UF	N	N	N	N	S

Elaboração dos autores.

Obs.: 1. A tabela mostra os efeitos estimados do AE sobre a oferta de trabalho da *proxy* de entregadores por aplicativo nos primeiros meses da pandemia da covid-19 no Brasil. A *proxy* é formada por entregadores cuja posição é *empregado no setor privado sem carteira assinada ou trabalhador por conta própria*. As estimativas são feitas com regressões em painel (OLS). A amostra de dados é de maio a novembro de 2020, em nível de indivíduos, sendo que todos estavam necessariamente ocupados na *proxy* de entregador por aplicativo. A variável dependente, “EntregApp”, é uma *dummy*, que assume um, quando o indivíduo era ocupado na *proxy* de entregador por aplicativo, ou zero, no caso contrário (fosse ocupado em outra posição, fosse desocupado ou inativo). A principal variável independente é uma *dummy*, “DummyAE”, que indica se o domicílio do entregador foi beneficiado pelo programa, assumindo um, quando sim, ou zero, no caso oposto. Os grupos de controle são referentes à linha de base, que é anterior à pandemia e ao início do AE (definida para o primeiro trimestre de 2019) e contemplam um conjunto de informações pessoais (sexo, cor, escolaridade, idade, se era ocupado formalmente) e do domicílio (região metropolitana, total da renda domiciliar do trabalho *per capita*).

2. Erros-padrão robustos entre parênteses. Significância: *** $p < 0,01$; ** $p < 0,05$; e * $p < 0,1$.

3. UF – Unidade da Federação.

A especificação (1), formada por um conjunto de controles fixos na linha de base, sugere que o programa não tem efeito estatisticamente significativo sobre a probabilidade de o indivíduo continuar na posição de entregador. A partir da especificação (2), é retirado o primeiro grupo de controles fixos para a gradativa inclusão de controles adicionais – efeitos fixos –, calculados no período contemporâneo à implementação do programa (isto é, de maio a novembro de 2020). A inclusão do efeito fixo de período, como mostrado em (3), sugere que o parâmetro estimado em (2), que inclui apenas efeitos fixos de indivíduos, é possivelmente viesado. As especificações (4) e (5) – mais robustas na medida em que incluem um maior conjunto de controles individuais e de ambiente contemporâneo aos meses de vigência do programa – não resultam em parâmetros significativos para o AE sobre a probabilidade de o indivíduo continuar como entregador por aplicativo.

TABELA 6
Estimativas do efeito do AE (em valor *per capita*) sobre a probabilidade de o indivíduo continuar trabalhando como entregador por aplicativo

Variáveis	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	EntregApp	EntregApp	EntregApp	EntregApp	EntregApp
ValorAEpc	0,00123 (0,00898)	-0,00788 (0,01220)	-0,00916 (0,01020)	-0,00713 (0,00744)	-0,00916 (0,01650)
Constante	1,096*** (0,180)	0,707*** (0,0227)	1,027*** (0,0305)	0,703*** (0,0137)	1,027*** (0,0252)
Observações	1.398	1.899	1.899	1.866	1.877
R²	0,044	0,554	0,670	0,695	0,668
Controles	S	N	N	N	N
EF de indivíduo	N	S	S	S	S
EF de tempo	N	N	S	S	S
EF de tempo e UF	N	N	N	S	N
Cluster UF	N	N	N	N	S

Elaboração dos autores.

Obs.: 1. O quadro mostra os EFs do AE sobre a oferta de trabalho da *proxy* de entregadores por aplicativo nos primeiros meses da pandemia da covid-19 no Brasil. A *proxy* é formada por entregadores cuja posição é *empregado no setor privado sem carteira assinada* ou *trabalhador por conta própria*. As estimativas são feitas com regressões em painel (OLS). A amostra de dados é de maio a novembro de 2020, em nível de indivíduos, sendo que todos estavam necessariamente ocupados na *proxy* de entregador por aplicativo. A variável dependente, “EntregApp”, é uma *dummy* que assume um, quando o indivíduo era ocupado na *proxy* de entregador por aplicativo, ou zero, no caso contrário (fosse ocupado em outra posição, fosse desocupado ou inativo). A principal variável independente é a variável “ValorAEpc”, que equivale ao valor monetário transferido pelo Auxílio Emergencial, já em termos *per capita*, ao entregador cujo domicílio foi beneficiado pelo programa, ou zero, caso o domicílio do entregador não tenha sido beneficiado. O parâmetro estimado do ValorAEpc foi multiplicado por cem para facilitar a interpretação dos resultados. Os grupos de controles são referentes à linha de base, que é anterior à pandemia e ao início do AE (definida para o primeiro trimestre de 2019), e contemplam um conjunto de informações pessoais (sexo, cor, escolaridade, idade, se era ocupado formalmente) e do domicílio (região metropolitana, total da renda domiciliar do trabalho *per capita*).

2. Erros-padrão robustos entre parênteses. Significância: *** p < 0,01; ** p < 0,05; e * p < 0,1.

Os resultados da tabela 6 mostram o mesmo conjunto de estimações, apenas alterando a construção da variável AE, dessa vez contabilizando o valor monetariamente e em termos *per capita*. Os resultados convergem no sentido de não apontarem efeitos estatisticamente significativos do programa sobre a probabilidade de o indivíduo continuar como entregador.

5.2 Efeitos do AE sobre o total de horas trabalhadas como entregador por aplicativo

Para contemplar eventuais mudanças na oferta de trabalho decorrentes de alterações nas horas trabalhadas dos entregadores que receberam o benefício do AE e permaneceram trabalhando ao longo de 2020, a tabela 7 mostra os resultados das estimações do AE sobre a jornada de fato trabalhada semanalmente pelos entregadores por aplicativo, partindo de uma especificação que mede o tratamento do AE através de uma variável *dummy*.

TABELA 7

Estimativas do efeito do AE (*dummy*) sobre a jornada de trabalho do entregador por aplicativo

Variáveis	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	JornadaApp	JornadaApp	JornadaApp	JornadaApp	JornadaApp
DummyAE	-2,013 (1,785)	-3,899** (1,538)	-3,849** (1,533)	-4,006*** (1,007)	-3,849*** (0,992)
Constante	23,91*** (7,628)	36,92*** (0,928)	36,55*** (1,138)	37,44*** (0,634)	36,98*** (1,079)
Observações	965	1.456	1.456	1.327	1.343
R ²	0,048	0,815	0,817	0,823	0,798
Controles	S	N	N	N	N
EF de indivíduo	N	S	S	S	S
EF de tempo	N	N	S	S	S
EF de tempo e UF	N	N	N	S	N
Cluster UF	N	N	N	N	S

Elaboração dos autores.

Obs.: 1. O quadro mostra os efeitos estimados do Auxílio Emergencial (AE) sobre a oferta de trabalho da *proxy* de entregadores por aplicativo nos primeiros meses da pandemia da covid-19 no Brasil. A *proxy* é formada por entregadores cuja posição é *empregado no setor privado sem carteira assinada* ou *trabalhador por conta própria*. As estimativas foram feitas com regressões em painel (OLS). A amostra de dados é de maio a novembro de 2020, em nível de indivíduos, sendo que todos estavam necessariamente ocupados na *proxy* de entregador por aplicativo. A variável dependente "Jornada" contabiliza o total de horas de fato trabalhadas pelos indivíduos que necessariamente trabalhavam como entregadores na *proxy* por aplicativo. A principal variável independente é uma *dummy*, "DummyAE", que indica se o domicílio do entregador foi beneficiado pelo programa, e assume um, quando foi beneficiado, ou zero, no caso oposto. Os grupos de controles são referentes à linha de base, que é anterior à pandemia e ao início do AE (definida para o primeiro trimestre de 2019), e contemplam um conjunto de informações pessoais (sexo, cor, escolaridade, idade, se era ocupado formalmente) e do domicílio (região metropolitana, total da renda domiciliar do trabalho *per capita*).

2. Erros-padrão robustos entre parênteses. Significância: *** $p < 0,01$; ** $p < 0,05$; e * $p < 0,1$.

Os resultados mostram que apenas a primeira especificação não resulta em um parâmetro estatisticamente significativo, considerando-se o intervalo de confiança de 10%. O baixo número de observações, dado o uso de controles fixos no primeiro trimestre de 2019 e os vieses de período e de região, parecem afetar o parâmetro estimado. Nas duas especificações finais e preferíveis, os parâmetros, além de estatisticamente significativos, convergem em termos de magnitude, pois estimam um efeito de -4,0 horas semanais trabalhadas pelos entregadores por aplicativo beneficiários do AE, em comparação com o grupo de entregadores por aplicativo não beneficiários do AE.

A partir da estimação do benefício com o valor *per capita* recebido (tabela 8), as regressões finais preferidas sugerem efeitos estatisticamente significativos do programa, semelhantes entre si em magnitude, aproximadamente de -0,7 hora para cada R\$ 100,00 *per capita* recebido. Considerando o valor médio transferido, de R\$ 300,00, o efeito médio é de aproximadamente -2,1 horas semanais entre os entregadores por aplicativo beneficiados pelo AE, comparativamente aos entregadores por aplicativo não beneficiados.

TABELA 8
Estimativas do efeito do AE (em valor *per capita*) sobre a jornada de trabalho do entregador por aplicativo

Variáveis	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	JornadaApp	JornadaApp	JornadaApp	JornadaApp	JornadaApp
ValorAEpc	-0,48400 (0,38800)	-0,73600 * (0,41800)	-0,68600 (0,42600)	-0,69600 ** (0,28700)	-0,68600 ** (0,29200)
Constante	23,45*** (7,528)	35,29*** (0,715)	34,24*** (1,050)	35,62*** (0,515)	34,55*** (0,940)
Observações	965	1.280	1.280	1.169	1.184
R²	0,048	0,814	0,817	0,824	0,798
Controles	S	N	N	N	N
EF de indivíduo	N	S	S	S	S
EF de tempo	N	N	S	S	S
EF de tempo e UF	N	N	N	S	N
Cluster UF	N	N	N	N	S

Elaboração dos autores.

Obs.: 1. O quadro mostra os efeitos estimados do AE sobre a oferta de trabalho da *proxy* de entregadores por aplicativo nos primeiros meses da pandemia da covid-19 no Brasil. A *proxy* é formada por entregadores cuja posição é *empregado no setor privado sem carteira assinada* ou *trabalhador por conta própria*. As estimativas foram feitas com regressões em painel (OLS). A amostra de dados é de maio a novembro de 2020, em nível de indivíduos, sendo que todos estavam necessariamente ocupados na *proxy* de entregador por aplicativo. A variável dependente “Jornada2” contabiliza o total de horas de fato trabalhadas pelos indivíduos que necessariamente trabalhavam como entregadores na *proxy* por aplicativo. A principal variável independente é a variável “ValorAEpc”, que equivale ao valor monetário transferido pelo Auxílio Emergencial, já em termos *per capita*, ao entregador cujo domicílio foi beneficiado pelo programa, ou zero, caso o domicílio do entregador não tenha sido beneficiado. O parâmetro estimado do ValorAEpc foi multiplicado por cem para facilitar a interpretação dos resultados. Os grupos de controle são referentes à linha de base, que é anterior à pandemia e ao início do AE (definida para o primeiro trimestre de 2019), e contemplam um conjunto de informações pessoais (sexo, cor, escolaridade, idade, se era ocupado formalmente) e do domicílio (região metropolitana, total da renda domiciliar do trabalho *per capita*).

2. Erros-padrão robustos entre parênteses. Significância: *** p < 0,01; ** p < 0,05; * p < 0,1.

Comparando-se os dois últimos conjuntos de resultados, observa-se que a especificação do benefício pago pelo AE gera intensidades relativamente diferentes quando se usa uma variável *dummy* ou o valor mensal *per capita*, uma vez que o impacto é maior no primeiro caso. Considerando-se os efeitos estimados em termos de jornada de trabalho, dado que a população de entregadores por aplicativo trabalha, em média, 34 horas semanais, a redução estimada com a *dummy* sugere queda de 4 horas semanais, ou -12% do total da jornada, enquanto a redução estimada via benefício monetário, em termos *per capita*, sugere queda de 2,1 horas, ou de -6% do total da jornada.

Outra forma de medir a magnitude do programa é considerar os ganhos por hora dos entregadores por aplicativo. Considerando-se que o salário médio do entregador por aplicativo era de R\$ 1.200,00 por mês, a redução da jornada propiciaria uma queda que variaria de R\$ 70,00 a R\$ 140,00 por mês. Dado o benefício médio do AE na vizinhança de R\$ 300,00 por entregador beneficiário, a perda salarial decorrente da

redução da jornada variaria de 6% a 12%, montante desproporcional ao valor recebido com o AE, em termos *per capita*, já que a renda perdida do trabalho representaria entre 25% e 47% do valor total recebido pelo indivíduo cujo domicílio foi beneficiado pelo programa. A relação entre a perda salarial e o valor do benefício é ainda menor quando se utiliza como referência o valor médio transferido ao domicílio (cerca de R\$ 900,00), dado que a redução da jornada ocasionaria uma redução salarial entre 13% e 23% do valor total transferido pelo AE.

6 CONCLUSÃO

As discussões sobre o papel das plataformas digitais na intermediação de trabalhadores, assim como seus impactos quantitativos e qualitativos sobre a absorção no mercado de trabalho, levantam questões sobre se, e em que medida, elas geram ineficiências que poderiam motivar adaptações nas políticas públicas tradicionais. Esses temas estão no centro do debate público sobre a economia do trabalho no mundo e no Brasil (Valant, 2016; Mourelo, 2020; ECLAC e ILO, 2021; Brasil, 2021). O tema ganhou relevância adicional com o crescimento dos arranjos de trabalho intermediado por aplicativo durante a pandemia (ILO, 2021).

Uma questão central é examinar se os determinantes econômicos para entrada nessas ocupações são motivados pela oferta ou pela demanda de trabalho, ou seja, se o indivíduo decidiu entrar nessa ocupação porque percebia vantagens, ou se a restrição de portas para acessar o mercado de trabalho foi o principal fator determinante. Essa questão tem implicações diretas para as discussões sobre eventuais adaptações no arcabouço de políticas públicas, já que o crescimento desses arranjos de trabalho pode manifestar diferentes diagnósticos, abrangendo desde problemas de rigidez, que prejudicam a concretização individual pela busca de maior autonomia profissional, até restrições na capacidade de absorção quantitativa e qualitativa do mercado de trabalho (o que aproximaria essas vagas de subocupações ou da função de um seguro privado ao desemprego). Até o momento, existem evidências mistas, embora desenvolvidas com base nos motoristas da Uber nos EUA, antes da pandemia.

Assim, o artigo busca ampliar a documentação disponível, ao examinar a oferta de trabalho de um grupo social distinto dos motoristas por aplicativo, focando em entregadores, em um contexto econômico atípico e de extraordinária mobilização de políticas públicas durante a pandemia da covid-19, com destaque para os programas de transferências de renda. Dessa forma, o trabalho também busca contribuir com a vertente da literatura que avalia os efeitos de programas de transferência de renda não condicionada sobre a força de trabalho em países em desenvolvimento, atualizando as evidências sobre o contexto de pandemia.

Os resultados encontrados sugerem que o programa AE não tem efeito estatisticamente significativo sobre a probabilidade de um entregador por aplicativo continuar trabalhando, ou seja, não sugere uma eventual saída do trabalho.

Por outro lado, as estimações resultam em coeficientes estatisticamente significativos do AE sobre a extensão da jornada trabalhada. A intensidade da relação estimada é moderada pelo valor do benefício transferido ao domicílio, já em termos *per capita*. As elasticidades variam marginalmente segundo a *proxy* adotada para a medição de horas trabalhadas e a depender da especificação da regressão utilizada. Em média, os efeitos estimados do AE sobre a jornada de trabalho variam de -2,0 a -4,0 horas trabalhadas por semana (de 6% a 11% da jornada semanal total), comparando-se os entregadores cujos domicílios foram beneficiados com aqueles cujos domicílios não foram beneficiados pelo AE.

Mesmo na especificação que resulta no maior coeficiente de impacto do AE sobre a jornada, de -4,0 horas/semana ou -16 horas/mês, considerando-se a renda mensal do entregador (cerca de R\$ 1.200,00), a redução salarial média seria na ordem de R\$ 140,00, ligeiramente abaixo da metade da média de R\$ 300,00 *per capita* transferidos pelo AE. Os resultados empíricos corroboram a teoria de que o aumento de renda não oriunda do trabalho, por meio de um efeito renda, deve aumentar o consumo de lazer, mas que esse aumento só deveria ser expressivo, se o aumento da renda fosse alto, com relação à renda do trabalho do entregador na linha de base.

Contudo, é preciso apontar limitações à validade externa do presente estudo. A primeira é conjuntural, ligada à especificidade do contexto econômico e epidemiológico, inclusive quando se consideram as diferentes fases da pandemia da covid-19. Os dados sobre a movimentação ocupacional dos entregadores por aplicativo e sobre as horas trabalhadas são referentes estritamente a 2020, período de maior insegurança sanitária particularmente enfrentada no país, dentro do próprio período pandêmico. Outra especificidade refere-se, na época, às incertezas acerca da cobertura e da duração do Auxílio Emergencial. Parte da literatura aponta a importância da clareza nas regras que determinam o acesso ao benefício e a vigência do programa, além da própria constância no valor transferido, como fatores que afetam a percepção dos beneficiários a respeito da previsibilidade e do valor do benefício (Bastagli *et al.*, 2016).

REFERÊNCIAS

- ABÍLIO, L. C. *et al.* Condições de trabalho de entregadores via plataforma digital durante a covid-19. **Revista Jurídica Trabalho e Desenvolvimento Humano**, Campinas, edição especial – dossiê covid-19, p. 1-21, 2020.
- ANGRIST, J. D.; CALDWELL, S.; HALL, J. V. **Uber vs. taxi: a driver's eye view**. Cambridge, Estados Unidos: NBER, set. 2017. (NBER Working Paper Series, n. 23891).
- BANERJEE, A. *et al.* Debunking the stereotype of the lazy welfare recipient: evidence from cash transfer programs. **The World Bank Research Observer**, v. 32, n. 2, p. 155-184, ago. 2017.

BARBOSA, A. L. N. de H.; COSTA, J. S.; HECKSHER, M. Mercado de trabalho e pandemia da covid-19: ampliação de desigualdades já existentes? **Mercado de Trabalho: conjuntura e análise**, Brasília, n. 69, p. 55-64, jul. 2020.

BARGAIN, O.; AMINJONOV, U. **Between a rock and a hard place**: poverty and covid-19 in developing countries. Bonn: IZA, maio 2020. (Discussion Paper, n. 13297).

BASTAGLI, F. *et al.* **Cash transfers**: what does the evidence say? A rigorous review of programme impact and the role of design and implementation features. Londres: ODI, jul. 2016. Disponível em: <https://media.odi.org/documents/11316.pdf>.

BERG, J.; JOHNSTON, H. Too good to be true? A comment on Hall and Krueger's analysis of the labor market for Uber's driver-partners. **ILR Review**, v. 72, n. 1, p. 39–68, jan. 2019. Disponível em: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/0019793918798593>.

BERGER, T.; FREY, C. B. Drivers of disruption? Estimating the Uber effect. **European Economic Review**, v. 110, p. 197–210, 2018. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0014292118300849>.

BLANCHFLOWER, D. G. Self-employment in OECD countries. **Labour Economics**, v. 7, n. 5, p. 471-505, set. 2000. Disponível em: [https://doi.org/10.1016/S0927-5371\(00\)00011-7](https://doi.org/10.1016/S0927-5371(00)00011-7).

BOERI, T. *et al.* Solo self-employment and alternative work arrangements: a cross-country perspective on the changing composition of jobs. **Journal of Economic Perspectives**, v. 34, n. 1, p. 170-195, 2020.

BORJAS, G. J. **Economia do trabalho**. 5. ed. São Paulo: McGraw Hill, 2011.

BRASIL. Decreto nº 10.282 de 20 de março de 2020. Regulamenta a Lei nº 13.979 de 6 de fevereiro de 2020 para definir os serviços públicos e as atividades essenciais. **Diário Oficial da União**, Brasília, n. 55-G, p. 1, 20 mar. 2020a. Seção 1.

BRASIL. Lei nº 13.982 de 2 de abril de 2020. Altera a Lei nº 8.742 de 7 de dezembro de 1993 para dispor sobre parâmetros adicionais de caracterização da situação de vulnerabilidade social para fins de elegibilidade ao benefício de prestação continuada (BPC), e estabelece medidas excepcionais de proteção social a serem adotadas durante o período de enfrentamento da emergência de saúde pública de importância internacional decorrente do coronavírus (covid-19) responsável pelo surto de 2019, a que se refere a Lei nº 13.979 de 6 de fevereiro de 2020. **Diário Oficial da União**, Brasília, n. 64-A, p. 1, 2 abr. 2020b. Seção 1.

BRASIL. Referendo na Medida Cautelar na Ação Direta de Inconstitucionalidade nº 6.341. **Diário Oficial da União**, Brasília, n. 86, p. 1, 7 maio 2020c. Seção 1.

BRASIL. Medida Provisória nº 1.000 de 2 de setembro de 2020. Institui o auxílio emergencial residual para enfrentamento da emergência de saúde pública de importância internacional decorrente do coronavírus (covid-19), a que se refere a Lei nº 13.979 de 6 de fevereiro de 2020. **Diário Oficial da União**, Brasília, 3 set. 2020d. Disponível em: <http://www.in.gov.br/web/dou/-/medida-provisoria-n-1.000-de-2-de-setembro-de-2020-275657334>.

BRASIL. Ministério do Trabalho e Previdência. **Grupo de Altos Estudos do Trabalho (GAET)**. Relatórios dos Grupos de Estudos Temáticos. Brasília, MTPS, nov. 2021. Disponível em: <https://www.gov.br/trabalho-e-emprego/pt-br/aceso-a-informacao/participacao-social/conselhos-e-orgaos-colegiados/conselho-nacional-do-trabalho/grupos-de-trabalho/grupo-de-altos-estudos-do-trabalho-gaet/relatorio-do-gaet.pdf>.

BOTTAN, N. L.; HOFFMANN, B.; VERA-COSSIO, D. A. **The unequal impact of the coronavirus pandemic: evidence from seventeen developing countries**. Washington: IDB, ago. 2020. (IDB Working Paper Series, n. 1150).

CALLIL, V.; PICANÇO, M. F. (Coord.). **Mobilidade urbana e logística de entregas: um panorama sobre o trabalho de motoristas e entregadores com aplicativos**. São Paulo: Cebrap, 2023. Disponível em: <https://cebrap.org.br/wp-content/uploads/2023/05/Amobitec12mai2023.pdf>.

CANTARELLA, M.; STROZZI, C. Workers in the crowd: the labor market impact of the online platform economy. **Industrial and Corporate Change**, v. 30, n. 6, p. 1429-1458, dez. 2021.

CASTRO, M. C. *et al.* Spatiotemporal pattern of covid-19 spread in Brazil. **Science**, v. 372, p. 821-826, maio 2021.

CEPAL – COMISIÓN ECONÓMICA PARA AMÉRICA LATINA Y EL CARIBE. **Los impactos sociodemográficos de la pandemia de COVID-19 en América Latina y el Caribe**. Santiago: Naciones Unidas, 2022. Disponível em: <https://repositorio.cepal.org/server/api/core/bitstreams/ee93d909-bcfa-4799-b04b-ff322e8b2ea7/content>.

CHEN, M. K. *et al.* The value of flexible work: evidence from Uber drivers. **Journal of Political Economy**, v. 127, n. 6, p. 2735-2794, dez. 2019.

COSTA, J. S.; BARBOSA, A. L. N. de H.; HECKSHER, M. **Desigualdades no mercado de trabalho e pandemia da covid-19**. Rio de Janeiro: Ipea, ago. 2021. (Texto para Discussão, n. 2684).

CURI, A. Z.; MENEZES FILHO, N. A. Os determinantes das transições ocupacionais no mercado de trabalho brasileiro. In: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA, 32., 2004, João Pessoa, Paraíba. **Anais...** João Pessoa: Anpec, 2004.

ECLAC – ECONOMIC COMMISSION FOR LATIN AMERICA AND THE CARIBBEAN; ILO – INTERNATIONAL LABOUR ORGANIZATION. **Decent work for platform workers in Latin America**. Santiago: ECLAC; ILO, jun. 2021. (Employment Situation in Latin America, n. 24).

EUROPEAN COMMISSION. **Proposal for a directive of the European Parliament and of the Council on improving working conditions in platform work**. Bruxelas, European Union, 9 dez. 2021. Disponível em: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX:52021PC0762>.

EVANS, D. S.; LEIGHTON, L. S. Some empirical aspects of entrepreneurship. **American Economic Review**, v. 79, n. 3, p. 519-535, 1989.

FIPE – FUNDAÇÃO INSTITUTO DE PESQUISAS ECONÔMICAS; IFOOD. **Impactos socioeconômicos do iFood: análise sobre os entregadores**. São Paulo: Fipe, 2021.

FOS, V. *et al.* Gig labor: trading safety nets for steering wheels. **SSRN Electronic Journal**, abr. 2021. Disponível em: <https://ssrn.com/abstract=3414041>.

GLASNER, B. The minimum wage, self-employment, and the online gig economy. **Journal of Labor Economics**, v. 41, n. 1, p. 103-127, jan. 2023. Disponível em: <https://www.journals.uchicago.edu/doi/10.1086/719690>.

GÓES, G.; FIRMINO, A.; MARTINS, F. A *gig economy* no Brasil: uma abordagem inicial para o setor de transporte. **Carta de Conjuntura**, n. 53, nota 5, set.-dez. 2021.

GÓES, G.; FIRMINO, A.; MARTINS, F. Painel da *Gig Economy* no setor de transportes do Brasil: quem, onde, quantos e quanto ganham. **Carta de Conjuntura**, n. 55, nota 14, abr.-jun. 2022.

GUIMARÃES, R. B.; PUGLIESI, E. A. Análise temporal dos casos confirmados de covid-19. **Radar covid-19**, São Paulo, 2020. Disponível em: <https://covid19.fct.unesp.br/mapeamento-cartografico/>.

HALL, J. V.; KRUEGER, A. B. An analysis of the labor market for Uber's driver partners in the United States. **ILR Review**, v. 71, n. 3, p. 705-732, 2018.

IBGE – INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **PNAD covid-19: plano amostral e ponderação**. Rio de Janeiro: IBGE, 2020.

ILO – INTERNATIONAL LABOUR ORGANIZATION. **Impact of the covid-19 crisis on loss of jobs and hours among domestic workers**. Genebra: ILO, jun. 2020.

ILO – INTERNATIONAL LABOUR ORGANIZATION. **ILO monitor: covid-19 and the world of work**. Eighth edition – updated estimates and analysis. Genebra: ILO, oct. 2021.

IMF – INTERNATIONAL MONETARY FUND. **World economic outlook: managing divergent recoveries**. Washington: IMF, 2021.

IMF – INTERNATIONAL MONETARY FUND. **European labor markets and the covid-19 pandemic: fallout and the path ahead**. Washington: IMF, mar. 2022. (Departamental Paper, n. 2022/004).

KÄSSI, O.; LEHDONVIRTA, V. Online labour index: measuring the online gig economy for policy and research. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 137, p. 241-248, dez. 2018.

KATZ, L. F.; KRUEGER, A. B. The role of unemployment in the rise in alternative work arrangements. **American Economic Review**, v. 107, n. 5, p. 388-392, maio 2017.

LEVY, S. M.; MENEZES FILHO, N. **The impact of the covid emergency aid transfers on female labor supply in Brazil**. SSRN, jun. 2022. (Working Paper).

MARX, P. *et al.* **Income support for non-covered workers during covid-19: a review of policy responses**. Genebra: ILO, 2022.

MOURELO, E. L. **Work on delivery platforms in Argentina: analysis and policy recommendations**. Genebra: ILO, 2020.

MUELLER-LANGER, F.; GÓMEZ-HERRERA, E. Mobility restrictions and the substitution between on-site and remote work: empirical evidence from a European online labour market. **Information Economics and Policy**, v. 58, mar. 2022.

NARITA, R. Self-employment in developing countries: a search-equilibrium approach. **Review of Economic Dynamics**, v. 35, p. 1-34, jan. 2020.

OECD – ORGANISATION FOR ECONOMIC CO-OPERATION AND DEVELOPMENT. **The territorial impact of covid-19: managing the crisis and recovery across levels of government**. Paris: OECD Publishing, maio 2021.

OIT – ORGANIZACIÓN INTERNACIONAL DEL TRABAJO. **Perspectivas sociales y del empleo en el mundo: el papel de las plataformas digitales en la transformación del mundo del trabajo**. Genebra: OIT, 2021.

OLIVEIRA, L. F. B. de; SOARES, S. S. D. **O que se sabe sobre os efeitos das transferências de renda sobre a oferta de trabalho**. Rio de Janeiro: Ipea, maio 2012.

OYER, P. The Independent Workforce in America: the economics of an increasingly flexible labor market. **Upwork White Paper**, 2016.

OYER, P. **The gig economy**. Bonn: IZA, jan. 2020. (IZA World of Labor, n. 471).

PARKER, S. C; ROBSON, M. T. Explaining international variations in self-employment: evidence from a panel of OECD countries. **Southern Economic Journal**, v. 71, n. 2, p. 287-301, out. 2004.

PORTELA, A. S. **Políticas de distribuição de renda no Brasil e o Bolsa Família**. São Paulo: FGV, maio 2011. (Texto para Discussão, n. 281).

PORTELLA, J. **Os impactos dos programas de renda condicionada sobre o trabalho, a pobreza e a desigualdade**. São Paulo: FGV, out. 2021. (Síntese de Evidências Clear, n. 5).

SOUSA, L. D. de. **Os efeitos do Auxílio Emergencial sobre o trabalho**. 2022. 54 f. Dissertação (Mestrado) – Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Atuária, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.11606/D.12.2022.tde-16022023-163159>.

VALANT, J. **A European agenda for the collaborative economy**. Bruxelas: European Parliamentary Research Service Publishing, nov. 2016. (Briefing, n. PE 593.510).

BIBLIOGRAFIA COMPLEMENTAR

CHEN, D. L.; HORTON, J. J. Are online labor markets spot markets for tasks? A field experiment on the behavioral response to wage cuts. **Information Systems Research**, v. 27, n. 2, p. 403-423, maio 2016.

GUERRERO-AMEZAGA, M. L. *et al.* Small firms and the pandemic: evidence from Latin America. **Journal of Development Economics**, v. 155, mar. 2022.

IBGE – INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Nota Técnica 2/2016**: medidas de subutilização da força de trabalho. Rio de Janeiro: IBGE, 2016.

IBGE – INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua**: notas técnicas – versão 1.5. Rio de Janeiro: IBGE, 2018.

KATZ, L. F.; KRUEGER, A. B. **The rise and nature of alternative work arrangements in the United States, 1995-2015**. Cambridge, Estados Unidos: NBER, set. 2016. (Working Paper, n. 22667).

UNITED STATES OF AMERICA. **Contingent and alternative employment arrangements**. Washington: BLS, jun. 2018.

Originais submetidos em: out. 2023.

Última versão recebida em: mar. 2024.

Aprovada em: mar. 2024.