

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO RIO DE JANEIRO

DEPARTAMENTO DE ECONOMIA

MONOGRAFIA DE FINAL DE CURSO

**A relação entre a provisão do Auxílio
Emergencial e a adesão ao isolamento social
durante a COVID-19**

Evidências do mercado de trabalho brasileiro em 2020

Pietro Loureiro Lucchesi

No. de matrícula: 1910865

Orientador: Gustavo Gonzaga

Coorientador: Francisco Cavalcanti

Rio de Janeiro, Brasil

Dezembro de 2022

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA
DO RIO DE JANEIRO



Pietro Loureiro Lucchesi

A relação entre a provisão do Auxílio Emergencial e a adesão ao isolamento social durante a COVID-19

Evidências do mercado de trabalho brasileiro em 2020

Monografia de Final de Curso

Orientador: Gustavo Gonzaga

Coorientador: Francisco Cavalcanti

Declaro que o presente trabalho é de minha autoria e que não recorri para realizá-lo, a nenhuma forma de ajuda externa, exceto quando autorizado pelo professor tutor.

Rio de Janeiro, Brasil

Dezembro de 2022

As opiniões expressas nesse trabalho são de responsabilidade única e exclusiva do autor.

Agradecimentos

Aos meus pais, Ronete e Laércio, que sempre estiveram ao meu lado durante a caminhada da graduação.

Ao meu orientador Gustavo Gonzaga, ao meu coorientador Francisco Cavalcanti, e ao meu professor Rogério Werneck, que foram de de extrema valia tanto para a elaboração desta monografia quanto para minha jornada pela pesquisa acadêmica durante a graduação.

Aos meus colegas Fredie Didier e Igor Rigolon, que colaboraram com ideias e insights para este trabalho.

Aos meus colegas Anna Berggren, Erick Foti, João Meurer, João Pedro Lima, Lucas Lima, Luiza Carestiato, Manoella Godinho, Rafael Salgado, Rodrigo Hasse e Tito Bruni, que não contribuíram diretamente para a monografia, mas fizeram do meu percurso durante a graduação um tempo mais agradável e interessante.

“Todo o conhecimento humano começou com intuições, passou daí aos conceitos e terminou com ideias.” - *Immanuel Kant*

Resumo

O presente trabalho busca compreender se, durante a pandemia da COVID-19, a provisão do auxílio emergencial teve algum efeito sobre a adesão ao isolamento social no contexto de mercado de trabalho. Após uma breve revisão de literatura sobre teoria e evidências empíricas sobre as determinantes do isolamento social, propõe-se um modelo probabilístico linear que relacione o valor do auxílio com uma dummy de cumprimento do isolamento. A partir dos microdados da PNAD COVID de 2020 do IBGE, e da construção de um algoritmo de identificação de pessoas ao longo dos meses da pesquisa de modo a se constituir um painel de indivíduos, estima-se o modelo proposto através de uma regressão com efeitos fixos. Os resultados encontrados indicam que o recebimento de uma parcela de R\$ 600 gera um efeito médio significativo e positivo de 3.6% na adesão ao isolamento social. Além disso, encontra-se que auxílio é mais efetivo nesse objetivo entre os mais jovens, moradores de zonas urbanas, e de renda (pré auxílio) mediana. A magnitude do efeito, porém, é sensível a diferentes métricas do isolamento.

Abstract

The present work seeks to understand whether, during the COVID-19 pandemic, the provision of emergency aid had any effect on adherence to social isolation in the context of the labor market. After a brief review of the literature on theory and empirical evidence on the determinants of social isolation, a linear probabilistic model is proposed in order to relate the value of the social benefit with a dummy of isolation compliance. Based on microdata from the 2020 dataset named PNAD COVID by IBGE, and the construction of an algorithm for identifying people over the months of the survey in order to constitute a panel of individuals, the proposed model is estimated through a regression with effects fixed. The results found show that the provision of R\$ 600 in emergency aid generates an average significant and positive effect of 3.6% in adherence to social isolation. In addition, it is found that aid is more effective in this objective among younger people, residents of urban areas, and with median (pre-aid) income. The magnitude of the effect, however, is sensitive to different isolation metrics.

Sumário

Sumário	6	
Lista de tabelas	7	
Lista de ilustrações	8	
1	INTRODUÇÃO	9
2	REVISÃO DE LITERATURA	12
3	CONTEXTO INSTITUCIONAL	18
4	DADOS	20
4.1	Configuração das Bases	20
4.2	Algoritmo de Identificação	22
4.3	Avaliação do Desempenho da Identificação	24
4.3.1	PNAD Contínua para PNAD COVID19	25
4.3.2	PNAD COVID19	28
4.3.3	Conclusão	30
5	BREVE ANÁLISE DESCRITIVA	32
5.1	Variável Dependente e Independente	34
6	ESTRATÉGIA EMPÍRICA	36
7	RESULTADOS	39
7.1	Principais	39
7.2	Resultados Alternativos	42
7.2.1	Heterogeneidades	42
7.2.2	Especificações Alternativas	46
8	CONSIDERAÇÕES FINAIS	48
9	APÊNDICE: FRAUDE NO AUXÍLIO EMERGENCIAL	49
	Referências	51

Lista de tabelas

Tabela 1 – Proporção das Classificações de Indivíduo quanto a Identificação por Período de Pesquisa (em %)	24
Tabela 2 – Proporção de Aparições de Domicílios e Indivíduos da Contínua para a COVID (em %)	25
Tabela 3 – Proporção de Domicílios e Indivíduos Pareados Período a Período da Contínua para a COVID (em %)	26
Tabela 4 – Proporção de Aparições Consecutivas de Domicílios e Indivíduos da Contínua para a COVID (em %)	27
Tabela 5 – Proporção de Aparições de Domicílios e Indivíduos na COVID (em %)	28
Tabela 6 – Matriz de Transição de Domicílios na COVID (em %)	29
Tabela 7 – Matriz de Transição de Indivíduos na COVID (em %)	29
Tabela 8 – Matriz de Transição de Indivíduos na COVID Filtrando por Domicílios Identificados (em %)	30
Tabela 9 – Resultados Principais das Regressões em Painel	39
Tabela 10 – Resultados Agrupando por Situação do Domicílio	43
Tabela 11 – Resultados Agrupando por Tipo de Área	43
Tabela 12 – Resultados Agrupando por Idade	44
Tabela 13 – Resultados Agrupando por Gênero e Raça	44
Tabela 14 – Resultados Agrupando por Escolaridade	45
Tabela 15 – Resultados Agrupando por Quintil de Renda	45
Tabela 16 – Resultados Alterando a Variável Dependente e Independente	46
Tabela 17 – Resultados Alterando o Nível do Cluster	47

Lista de ilustrações

Figura 1 – Composição da Chave do Domicílio e do Indivíduo	24
Figura 2 – Evolução do Isolamento Social no Tempo	32
Figura 3 – Evolução do Auxílio Emergencial no Tempo	33
Figura 4 – Coeficientes das Regressões em Painel Principais	40
Figura 5 – Evolução no Tempo das Fraudes Estimadas no Auxílio Emergencial . .	49

1 Introdução

Iniciada de forma mais expressiva em março de 2020, a pandemia da COVID-19 no Brasil configurou um choque extremamente diverso nas mais variadas facetas da economia e da vida em geral. A instauração da situação de calamidade pública provocada pela disseminação da doença foi especialmente hostil ao mercado de trabalho, onde pôde ser verificado um efeito perverso da COVID sobre o rendimento e as formas de sustento dos brasileiros, sobretudo entre aqueles que encontravam-se em situação prévia de vulnerabilidade. Como para conter a propagação do vírus seria necessário reduzir fortemente aglomerações e o contato entre pessoas já que a transmissão do mesmo se dá por vias aéreas, e para isso seria necessário a adoção do distanciamento coletivo e do isolamento social. No entanto, os indivíduos acabavam por se defrontar com a dicotomia de ao mesmo tempo precisar gerar renda para o seu sustento, que já estava dificultado por conta da pandemia, enquanto deveria também ficar em casa e praticar o isolamento, dois objetivos aparentemente excludentes para a maior parte da população.

Do ponto de vista do policy maker brasileiro durante a pandemia era necessário pensar e implementar rapidamente uma política pública de transferência de renda que pudesse prover recursos aos mais afetados pela pandemia, sobretudo aqueles que observaram sua renda corroer completamente em vistas da pandemia sem perspectivas de melhoras, ou seja, uma política de caráter compensatório quanto a perda de renda. Foi aí que surgiu rapidamente entre os legisladores brasileiros a concepção do auxílio emergencial, um programa que essencialmente iria contribuir esse propósito. No entanto, esse tipo de política pública também possui potencialmente um efeito secundário de spill over sobre a capacidade dos indivíduos de melhor cumprirem as determinações relacionadas a isolamento social. Em tese, além de cumprir sua função primordial de servir como um colchão de renda aos mais vulneráveis, o auxílio também poderia contribuir com a adesão ao isolamento social na medida que potencialmente atenua a dicotomia entre renda e isolamento vivida pelos indivíduos e famílias. Assim, a pergunta que busco responder neste trabalho é a seguinte: durante a pandemia da COVID-19 no contexto de mercado de trabalho, a provisão do auxílio emergencial foi relevante/eficaz em fazer com que os indivíduos aderissem ao isolamento social?

Dessa forma, no presente trabalho eu pretendo fazer uma análise empírica que busque estimar o efeito causal que a provisão do auxílio emergencial tem sobre o cumprimento do isolamento social. Para isso, utilizarei os microdados da PNAD COVID do IBGE para rodar uma regressão de probabilidade linear com efeitos fixos a nível do indivíduo

que relacione uma dummy de cumprimento do isolamento com a variável que o domicílio reporta como a renda social oriunda do auxílio emergencial. Como a PNAD COVID apenas fornece a chave para meses distintos para o domicílio e não para o indivíduo, também construo (e avalio) um algoritmo que utiliza data de nascimento e sexo para identificar os indivíduos ao longo dos meses da pesquisa. Reporto e discuto os resultados, verifico por heterogeneidades, e testo a robustez dos achados. Além disso, também faço uma breve revisão de literatura sobre a temática que trabalho neste trabalho.

Sob a especificação de regressão preferida (tanto em relação a sua forma funcional quanto a definição da variável dependente e explicativa de interesse), controlando para observáveis fixas e variáveis no tempo, e por não observáveis fixas no tempo, encontro um efeito positivo e significativo estatisticamente ($p < 0.001$) entre auxílio emergencial per capita e a dummy de isolamento social no valor de 0.000029, que pode ser interpretado como um aumento percentual médio de aproximadamente 3.6% quando determinado indivíduo recebe uma parcela de R\$ 600 do auxílio. Além disso, encontro que o efeito estimado é bastante heterogêneo a depender do sub-grupo de amostra que escolho rodar a regressão (por exemplo, o auxílio é mais efetivo entre os mais jovens, entre os moradores de zonas urbanas, e de renda - antes do recebimento do auxílio - mediana).

Num sentido mais amplo, creio que uma das contribuições deste trabalho é justamente expandir a literatura econômica relacionada a transferências de renda sociais e seus efeitos em variáveis que não são exatamente de natureza econômica estritamente falando (no meu caso, saúde) no contexto brasileiro. Mais especificamente, contribuo com mais uma evidência sobre o efeito do auxílio emergencial e o isolamento social. Não só isso, mas trago aqui um diferencial por tratar a questão a nível do indivíduo identificado longitudinalmente no tempo, padrão ouro para os papers em micro aplicada, já que a maioria dos outros artigos trazem medidas mais agregadas para o isolamento social, que acabam por não possibilitar o entendimento desse tipo de dinâmica a nível do indivíduo, muito provavelmente o mais relevante para entendermos os mecanismos por trás desse tipo de efeito. Além disso, o algoritmo que rodo para a identificação de indivíduos e domicílios dentro da PNAD COVID, e a identificação na ponte com a PNAD Contínua também parece ser uma novidade uma vez que, até onde eu sei, esse tipo de algoritmo foi realizado para a PNAD Contínua apenas.

Por fim, o trabalho está dividido da seguinte maneira: no Capítulo 2 escrevo uma breve revisão sobre a literatura relacionada ao tema tratando tanto sobre referências teóricas quanto empíricas, no Capítulo 3 discuto rapidamente como se deu a implementação das políticas de isolamento forçado e sobre a operacionalização e regras de recebimento do auxílio, no Capítulo 4 explico mais sobre a base de dados utilizada no trabalho, além de

mostrar o algoritmo e sua performance que desenvolvi para gerar o painel de indivíduos longitudinalmente, no Capítulo 5 faço uma breve análise descritiva da variável dependente e da explicativa de interesse, no Capítulo 6 defino e elaboro sobre a estratégia empírica a ser utilizada para identificar o efeito de interesse, no Capítulo 7 reporto os resultados (principais e alternativos) das regressões e por fim concluo o trabalho no Capítulo 8.

2 Revisão de Literatura

Por ser um evento tão extraordinário e sem precedentes para a história recente do Brasil e do mundo, a pandemia da COVID-19 fez com que pesquisadores de vários campos de estudo voltassem a sua atenção para o desdobramento desse evento nos seus mais diversos âmbitos. Tratando-se de um assunto tão urgente e grave, a quantidade de artigos que circundam o tema da pandemia chegou a números elevadíssimos em alguns meses após o início dos primeiros casos. Nas ciências sociais aplicadas isso não foi diferente, onde podemos perceber uma literatura econômica muito vasta e extensa tratando de inúmeras dinâmicas envolvendo a pandemia e os seus produtos entre os agentes econômicos.

Fazendo um recorte mais fino quanto ao tema do presente trabalho, no contexto que descrevo acima, surgiu uma literatura que busca entender e explorar os efeitos da COVID-19 no mercado de trabalho a nível microeconômico. Por exemplo, muito se estudou sobre os efeitos heterogêneos da pandemia sobre diferentes grupamentos do mercado, as discrepâncias envolvendo gênero e raça, as dinâmicas relacionadas a informalidade e qualidade do trabalho, efeitos sobre diversas variáveis como renda, emprego, horas trabalhadas, etc. No entanto, como o presente trabalho trata da relação entre a adesão ao distanciamento coletivo durante o período pandêmico e a concessão do benefício monetário do auxílio emergencial, deixarei um pouco de lado os papers que tratam das temáticas que cito acima, me atendo apenas àqueles que tratam da relação entre o isolamento social e algumas outras variáveis socioeconômicas. Dessa forma, apresento primeiramente alguns artigos que fazem um panorama a respeito dos determinantes para o cumprimento do distanciamento, em seguida papers que apresentam evidências empíricas para a adesão ao isolamento no contexto internacional, mas sobretudo no americano (que já nos permite pensar alguns insights para o caso brasileiro), e por fim papers que discutam evidências empíricas a respeito da questão do distanciamento no caso brasileiro.

O artigo ([BRODEUR et al., 2021](#)) em uma de suas seções faz uma revisão a respeito da literatura sobre os determinantes para o cumprimento do distanciamento social. Os autores chamam atenção para a tendência dos indivíduos de adotarem o distanciamento com mais afinco quando sentem que possuem riscos reais quanto a incorrência de custos financeiros e os relacionados a saúde propriamente dita, destacando o papel que o medo para com a infecção (geralmente relacionado a medidas locais para número de casos e mortes pela doença) além das condições materiais nas quais determinado indivíduo está inserido (nível de renda, qualidade da ocupação, número de membros no domicílio, etc). Nessa mesma revisão, o paper também menciona a importância do viés do posicionamento político do

indivíduo, sua raça, seu gênero, sua concordância com a expedição de normas mandatórias que restringem a mobilidade como as políticas de lockdown adotadas pelo governo para esse cumprimento dessa restrição de mobilidade. Já o paper ([GUPTA; SIMON; WING, 2020](#)) faz essa consideração sobre os determinantes do isolamento social através do esboço de um modelo microeconômico teórico simples no que tange o comportamento do indivíduo no contexto pandêmico: definindo uma função de utilidade para o indivíduo em que ele se importa com a sua própria saúde, com o rendimento que recebe de sua ocupação (ou o não rendimento no caso da desocupação), e com “commodities” gerais como preferência por encontrar com amigos, comer fora de casa, participar de algum tipo de aglomeração, etc, e outras hipóteses a respeito do funcionamento do modelo, os autores indicam que, a partir das previsões do modelo, os indivíduos geralmente reagem positivamente na adesão ao isolamento quando são confrontadas com informações a respeito da disseminação do vírus (e não apenas a ordens político-jurídicos de restrições à mobilidade), além de reagirem negativamente na adesão do mesmo quando sofrem dificuldades quanto a obtenção de renda oriunda do trabalho. Interessante pontuar que ambos os artigos mencionam sobre a relevância das condições materiais que determinado indivíduo tem para o cumprimento do isolamento social, algo que se relaciona diretamente com a questão do auxílio emergencial no caso brasileiro.

Partindo para as evidências empíricas internacionais, o paper ([MALONEY; TASKIN, 2020](#)) se utiliza de dados georreferenciados de mobilidade do Google para identificar os determinantes do isolamento social. Vale o comentário de que esse tipo de dado é muito provavelmente superior para medir o distanciamento coletivo em relação àquele que utilizo no trabalho, uma vez que o desse paper oferece uma medida mais objetiva de localização do indivíduo para medir distanciamento, e na base que utilizo no meu trabalho essa variável é reportada de maneira subjetiva pela própria pessoa que responde à pesquisa, o que pode configurar erro de medida da variável por talvez vieses comportamentais dos indivíduos na hora de reportar essa resposta. A vantagem da medida presente na base que utilizo neste trabalho é que ela está acoplada a outras informações socioeconômicas a nível do indivíduo, algo que essas medidas georreferenciadas não possuem uma vez que na maioria das vezes elas são obtidas a partir dados celulares que não providenciam registros socioeconômicos individualizados como na pesquisa que utilizo no trabalho (mais sobre os detalhes da variável de isolamento da base do presente trabalho na Seção 5.1). Quanto aos resultados, o paper encontra que nos EUA grande parte da redução da mobilidade viria em decorrência de atitudes “voluntárias”, ou seja, aquelas movidas pelos números de casos de contaminação pela COVID-19, o que quer dizer que a expedições de ordens para que os indivíduos façam o isolamento não é tão eficaz quanto ao isolamento gerado pelo próprio receio gerado pela contaminação, mas lembram também que esse padrão

varia muito de país para país (por exemplo, no Japão o grau de desmobilização oriunda de ordens governamentais é muito mais eficaz do que nos EUA).

O paper ([MOTIE; BIOLSI, 2020](#)) faz uma análise de regressão a nível municipal para medir quais são os traços socioeconômicos desses municípios associados a respostas médias em relação às diretrizes de distanciamento coletivo adotadas. Utilizando dados celulares georreferenciados compilados pela Unacast, os autores encontram, por exemplo, que municípios com maior renda, mais educação, e maior idade média são aqueles que mostram uma maior propensão a terem indivíduos que cumprem o isolamento. Por outro lado, municípios com maior fração de pessoas negras e de origem hispânica (minorias sociais geralmente menos providas de facilidades materiais) e com maior número de votantes em Donald Trump na eleição de 2016 (uma forma de se medir a questão do posicionamento político como determinante para o cumprimento da restrição de mobilidade) são menos propensos a seguirem o distanciamento. Essa é certamente outra defasagem que os microdados a nível do indivíduo que utilizo neste trabalho tem em relação a abordagem a nível municipal: a impossibilidade de se avaliar essa componente de viés político no cumprimento do isolamento social, uma vez que sequer o município do respondente é identificado na base que utilizo (quando não está em uma capital). Por fim, o artigo ([BESLEY; DRAY, 2022](#)), também utilizando dados de smartphones e informações agregadas a nível municipal, monta um esquema de regressão de médias móveis e efeitos fixos para município e chegam a conclusões similares ao paper anterior: há uma relação estatística positiva bastante forte entre o crescimento dos casos no município e a intensidade da adoção de medidas de distanciamento. Essa responsividade é afetada positivamente em municípios de alta renda, de maior educação, com maior inclinação ao partido Democrata, e menor cobertura de planos de saúde.

Adentrando nas evidências para o caso brasileiro, o paper ([MORAES, 2020](#)) mostra estimativas para os determinantes dos níveis do distanciamento coletivo: através de uma análise de dados em painel a nível estadual, os autores mostram evidências de uma correlação positiva entre o rigor das regras obrigatórias de distanciamento, e o número de casos da doença com a adesão efetiva do isolamento. Ao contrário das evidências americanas apresentadas anteriormente, segundo esse artigo, no Brasil a responsividade à adesão do isolamento é mais forte pelo rigor das regras do que o número dos casos em si, o que demonstraria que no Brasil a percepção dos riscos quanto a saúde não seria tão relevante assim. Os autores comentam também de uma relação negativa entre a duração das regras de restrição de mobilidade e a adesão ao isolamento, o que na visão deles evidenciaria a importância de uma sustentação de medidas de restrição de mobilidade de caráter não obrigatório, como as campanhas de conscientização sanitária e as transferências monetárias para os mais vulneráveis.

Olhando especificamente para o efeito das condições econômicas e materiais sobre a adesão ao isolamento social, um primeiro paper que trata disso é (LINS-FILHO et al., 2020): ao utilizarem o índice de Gini, um índice de vulnerabilidade social e outro de distanciamento social (todos a nível estadual), os autores encontram uma relação significativa positiva entre condições socioeconômicas tanto em outcomes da própria COVID-19 (mortes, casos, internações, etc) quanto na medida de isolamento social, onde os estados com menores índices de vulnerabilidade social foram os que menos sofreram com a pandemia, parte por conta da sua adesão ao isolamento. Na mesma linha, mas em um contexto mais específico (Salvador, Bahia), o paper (NATIVIDADE et al., 2020) utiliza-se também de índices de isolamento social e de outras variáveis para condições socioeconômicas, e através de um mapeamento espacial da cidade em bairros, verificou-se uma relação positiva entre localidades com melhores condições de vida e maiores índices de isolamento social, além de um certo entendimento dos autores de que os bairros mais vulneráveis careciam de suporte econômico para conseguirem sustentar os mesmos níveis de distanciamento. Apesar de ser um estudo que se deu apenas na cidade de Salvador, e, portanto, não ser representativo do Brasil como um todo, o resultado ainda tem alguma valia por mostrar essa diferenciação de níveis de isolamento e condições econômicas em dimensões espaciais de menor delimitação (no caso, os bairros), mostrando que mesmo dentro de uma capital pode haver abismos quanto aos índices de isolamento observados a depender das qualidades econômicas de determinada localidade. O artigo (BROTHERHOOD et al., 2022) faz uso de um modelo teórico de equilíbrio calibrado com dados reais do Rio de Janeiro e São Paulo, e através de uma análise de regressão de diferenças-em-diferenças mostra que residentes de comunidades superlotadas são menos propensos a aderir ao isolamento social. Não só isso, mas os autores também apontam que esses mesmos residentes são significativamente mais acometidos por mortes e internações graves em decorrência da doença, além de mostrarem que programas de transferências monetárias amparam muito mais os residentes de comunidades do que os não residentes, pois os residentes geralmente possuem piores condições econômicas, e essas transferências contribuíram para uma permissibilidade dessas pessoas de reduzirem sua oferta de trabalho para praticarem o isolamento. O artigo (RAMOS et al., 2020) afirma que apesar do consenso médico quanto ao isolamento, na prática ele ainda encontra alguma resistência: a partir de um design experimental de pesquisa por entrevista e da análise de regressões logísticas, os autores enfatizam o papel que a orientação política tem sobre essa resistência, onde mostram que indivíduos declarados como de direita no espectro político são os que mais resistem ao distanciamento. No que tange a análise das condições socioeconômicas, o artigo não descarta a possibilidade dos custos econômicos do isolamento como um peso para o seu não cumprimento, mas apresenta também que a vulnerabilidade econômica (medida através da classe social – objetiva e subjetiva - que o

indivíduo ocupa) não demonstra uma relação significativa do ponto de vista estatístico para a sua opinião quanto a necessidade e o rigor das medidas obrigatórias de isolamento (algo que iria na contramão dos resultados acima, mas importante frisar que a opinião que o indivíduo dá sobre a existência e o grau da restrição de mobilidade obrigatória não é necessariamente aquilo que ele acaba efetuando na prática).

Por fim, dois outros textos que encontrem parecem ser interessantes para serem pensados no contexto do presente trabalho (os dois tratam explicitamente sobre a relação do auxílio emergencial com o isolamento social. A artigo (MONTIEL, 2021) tem como objetivo identificar uma relação entre a concessão do auxílio emergencial e a adesão ao isolamento social na população do estado do Rio Grande do Sul. Apesar de mais uma vez tratar-se de uma evidência localizada em uma determinada região do país, e, portanto, não constituindo uma amostra representativa do Brasil, ainda é possível pensar nas suas conclusões em diálogo com o trabalho que proponho aqui (sobretudo pela proximidade no tocante a variável explicativa de interesse). O autor utiliza delimitações de macrorregiões de saúde e regiões de COVID-19, e a partir de dados de estimativas populacionais, de disponibilização do auxílio emergencial (valor e número de parcelas), do índice de isolamento social, encontrou que as macrorregiões com maiores percentuais de beneficiários do auxílio foram aquelas com maiores índices de isolamento social. Vale notar que o autor não utilizou nenhum método de identificação causal mais robusto (uma vez que os resultados encontrados decorrem apenas de uma análise de estatísticas descritivas dos dados), e o que foi encontrado deve ser interpretado apenas como uma relação estatística de correlação. De qualquer forma, o resultado encontrado aqui não deixa de ser um indício incipiente de uma possível associação causal (ou algo que se aproxime um pouco mais disso) entre auxílio emergencial e cumprimento do isolamento social, lembrando que a relação encontrada está no nível da macrorregião estadual, e será verificada mais à frente a nível do indivíduo. O paper (ALBANI et al., 2021) tem como principal intento averiguar a relação entre a provisão do auxílio emergencial durante o ano de 2020 e a mitigação da disseminação do vírus da COVID-19 (relação medida pelo impacto do auxílio em variáveis outcome como número de casos, internações e mortes). Apesar do interesse essencial do paper seja medir a já relação de causa e efeito entre auxílio e esses já citados outcomes epidemiológicos, o artigo explicita o mecanismo intermediário dessa relação: o impacto do auxílio nos índices sociais de isolamento social (que é a relação que exploro no meu trabalho propriamente dita). Para isso, os autores vão utilizar de variáveis de proporção de recebedores do auxílio e de índices de isolamento (construídos a partir de dados de telefone celular) a nível estadual, e através de um modelo epidemiológico do tipo SEIR (Susceptible-Exposed-Infected-Recovered), acabam por encontrar tanto uma relação positiva nos outcomes que eles buscam no paper (número de casos, internações e mortes), quanto uma também relação positiva entre as

proporções do auxílio nos índices de isolamento. O paper explica que essa relação foi encontrada pela comparação dos valores estimados pelo modelo no momento em que o auxílio estava em pleno vigor em relação ao momento em que ele encontrava-se “desligado”. Mais uma vez vale frisar que não há total certeza de que se trate de uma relação causal, além do fato de que novamente o efeito foi encontrado para um nível agregado mais elevado (nesse caso, UF).

Em conclusão, os artigos que apresento aqui funcionam como um prelúdio para os resultados que apresentarei nos Capítulos a seguir. Percebe-se pelos papers apresentados que o cumprimento isolamento social parece ser fortemente endógeno além de possuir vários fatores diferentes que o determinam, algo que se demonstra como uma questão no sentido da própria estimação do efeito e até na disponibilidade de dados (vide o fato de que a maioria dos artigos apresentados mostram análises a nível do município ou do estado). Creio que a utilização dos microdados a nível do indivíduo para estimar o efeito do auxílio sobre distanciamento é interessante, pois supera o problema de dados excessivamente agregados, e permite a interpretação do efeito a nível do indivíduo, que afinal é o agente que faz a escolha pelo isolamento ou não, mas ainda lembrando dos problemas já citados dos microdados individuais que utilizo no trabalho (por exemplo, dados de isolamento serem reportados por entrevista subjetiva, e não por uma medida mais objetiva como os dados celulares georreferenciados), e demais questões a serem exploradas a frente.

3 Contexto Institucional

O primeiro caso notificado de contaminação por COVID-19 no Brasil aconteceu no dia 26 de fevereiro de 2020¹. Desde então, discussões sobre quais deveriam ser as preocupações mais imediatas sobre quais esforços deveriam ser realizados para combater a disseminação do vírus e seus desdobramentos socio sanitários, assim como a efetiva tomada de providências por partes das autoridades públicas cresceram rapidamente. No tocante ao isolamento social/distanciamento coletivo, nosso objeto de interesse no trabalho, o Governo Federal editou uma medida provisória (MP 926) no dia 20 de março que restringia ao próprio Governo Federal a competência de determinar quais serviços seriam tidos como essenciais, e quais deveriam ser as determinações de enfomecent da restrição de mobilidade e de circulação de pessoas². A MP foi alvo de ações no STF sob a alegação de inconstitucionalidade, até que em 15 de abril foi decidido por unanimidade entre os juízes do Supremo que os estados e municípios teriam autonomia para determinar medidas de isolamento social entre outras políticas que visassem conter a disseminação do vírus³. Dessa forma, ao longo da pandemia prefeitos e governadores tiveram a liberdade de definir políticas de isolamento obrigatórias, que para além do isolamento voluntário, contribuiria para reduzir a circulação e o contato entre as pessoas durante a pandemia.

No que tange o auxílio emergencial, o Governo Federal sancionou no dia 2 de abril a proposta de idealização e implementação do auxílio proposto pela Câmara e Senado, que se tornou a Lei 13.982 de 2020. Nesta legislação ficaram definidos os critérios para o recebimento do benefício, os valores das parcelas mensais a serem recebidas e o número de parcelas a serem transferidas aos beneficiários, pagamento dessas que começou a ser pago no dia 10 de abril. Resumindo os critérios, ficou que decidido que: estaria elegível a receber o benefício pessoas maiores de 18 anos que não possuíssem trabalho formal remunerado, não recebessem benefícios de aposentadoria, pensão e BPC conferidos pelo INSS, não fossem beneficiárias de qualquer programa de transferência de renda federal (com exceção do Bolsa Família), além de necessariamente terem de ter renda familiar mensal inferior a três salários mínimos (R\$ 3135.00) ou renda familiar per capita mensal inferior a meio salário mínimo (R\$ 522.50). Cada indivíduo elegível receberia a parcela mensal no valor de R\$ 600 mensais, ou R\$ 1200 no caso se de tratar de uma mulher provedora de família

¹ <https://www.unasus.gov.br/noticia/coronavirus-brasil-confirma-primeiro-caso-da-doenca>

² <https://www.congressonacional.leg.br/materias/medidas-provisorias/-/mpv/141144>

³ <https://www12.senado.leg.br/noticias/materias/2020/04/16/decisao-do-stf-sobre-isolamento-de-estados-e-municipios-repercute-no-senado>

monoparental, limitado a duas parcelas no máximo por família, inicialmente desenhado para ser pago durante três meses. O benefício acabou sendo estendido por mais 2 meses nesse mesmo valor de parcela, e depois disso estendido até o final do ano de 2020, só que agora reduzindo o valor da parcela pela metade, mas ainda mantendo a soma de 2 parcelas para as mulheres provedoras de família monoparental.⁴

⁴ https://www.mds.gov.br/webarquivos/sala_de_imprensa/boletins/boletim_bolsa_familia/2020/abril/boletim_BFInforma709.html, <https://www.camara.leg.br/noticias/649910-conheca-as-regras-do-beneficio-emergencial-de-r-600/> e <https://www12.senado.leg.br/noticias/materias/2020/09/03/mp-do-auxilio-emergencial-de-r-300-ate-dezembro-chega-ao-congresso>

4 Dados

Duas bases de dados são utilizadas para a geração de resultados, construções e análises deste trabalho. São elas os microdados de duas pesquisas do IBGE: a [PNAD Contínua Trimestral](#) e a [PNAD COVID19](#), sendo a primeira relevante apenas para a ilustração da identificação de indivíduos longitudinalmente, e a segunda aquela realmente necessária para geração dos resultados do trabalho. Doravante vou me referir a essas pesquisas como Contínua e COVID, respectivamente.

4.1 Configuração das Bases

A Contínua é uma pesquisa amostral domiciliar de frequência trimestral que existe desde 2012 e foi concebida para substituir a PNAD também executada pelo IBGE. Foi adicionado Contínua no nome da nova pesquisa, pois uma das principais adições à mesma foi o fato de que a Contínua passaria a entrevistar os domicílios durante cinco trimestres consecutivos, e que em seguida disso são retirados da amostra. Com essa adição, um mesmo domicílio aparece, teoricamente, em cinco períodos de tempo diferentes e sequenciais, o que tornou possível análises longitudinais nessa nova pesquisa. Mais especificamente, o esquema de rotação da Contínua funciona de tal modo a constituir grandes painéis de domicílios, sorteados (com dois estágios de estratificação) a partir dos endereços listados no Cadastro Nacional de Endereços para Fins Estatísticos (CNEFE), onde cada um desses painéis constitui na já citada seleção amostral de domicílios que vão ser entrevistados por cinco vezes consecutivas. Esse esquema ainda garante que a cada trimestre estão sendo pesquisados domicílios que estão nas 1^a, 2^a, 3^a, 4^a e 5^a visitas de forma equilibrada na medida do possível. Apesar da pesquisa ser chamada de domiciliar, os microdados fornecem a desagregação até o nível do indivíduo uma vez que são pesquisadas informações sobre cada morador do domicílio.

No tocante às variáveis da base, em linhas gerais, a Contínua nos informa características básicas dos indivíduos (sexo, raça, idade, escolaridade, etc) e características acerca do domicílio (UF, tipo de região em que o mesmo se encontra, se o domicílio é rural ou urbano, etc). No entanto, o principal da Contínua são as diversas características relacionadas a trabalho. Se o indivíduo é ocupado, a pesquisa informa diversas medidas de rendimento, horas trabalhadas, classificação da ocupação (baseado na CBO), classificação do setor de atividade (baseado na CNAE), categoria da ocupação (conta própria, empregado, etc), dentre muitas outras. Se o indivíduo não é ocupado, a pesquisa informa motivos para a

não ocupação, se está na força de trabalho ou não, tempo que está buscando emprego, dentre outras características. Também informa outras características como rendimentos de outras fontes, afazeres domésticos, etc. Nos resultados do presente capítulo eu utilizo apenas o primeiro trimestre de 2019 da Contínua, e mais para frente desta Seção o motivo dessa escolha será melhor explicado.

A COVID é uma pesquisa também amostral domiciliar, com a diferença de que sua frequência é mensal, além do fato de que, por conta da imposição do isolamento social em virtude da pandemia da COVID-19, a pesquisa do domicílio e seus moradores se deu através da entrevista pelo telefone fixo da residência (na Contínua a entrevista era presencial no local do domicílio). A pesquisa teve início e fim no ano de 2020, começando em maio e terminando em novembro, totalizando sete meses de dados. Em linha com o que é explicado no folheto do IBGE sobre o plano amostral e ponderação da COVID (IBGEb, 2020), para construir a COVID, foram utilizados como base de amostra os domicílios entrevistados na Contínua no 1º trimestre de 2019¹, ou seja, para cada mês da COVID são entrevistados, teoricamente, o mesmo conjunto de domicílios, de tal modo que a amostra base de domicílios é a mesma ao longo dos sete meses de pesquisa. Essa escolha garante que todos os domicílios entrevistados na COVID já tenham completado sua participação na Contínua até o primeiro trimestre de 2020 uma vez que, no caso extremo, se o domicílio está sendo entrevistado pela primeira vez no primeiro trimestre de 2019, após cinco visitas ele encerra sua participação no primeiro trimestre de 2020, o que evita sobrecarregar domicílios sendo entrevistados por mais de uma pesquisa simultaneamente, mas que por outro lado gera a desvantagem de ter que voltar a entrevistar domicílios que já tinham encerrado sua participação na Contínua gerando uma sobrecarga de entrevistas consecutivas. Além disso, utilizar a mesma amostra da Contínua em um trimestre assegura capacidade de inferência estatística nos mesmos moldes da já bem estabelecida Contínua.

Desse modo, por conta do plano amostral adotado na COVID, cria-se uma ponte temporal em formato de painel entre domicílios e indivíduos entrevistados em 2019, antes da pandemia da COVID-19, e os mesmos entrevistados ao longo de 2020, período que abrange o início da COVID-19. Além de criar a possibilidade de gerar análises de pré e pós início da pandemia, o essencial é que essa ligação permite averiguar a trajetória dos

¹ Vale mencionar que no momento de preparar e realizar a COVID, as bases do IBGE não possuíam registros de telefone individualizados. De acordo com o relatório do IBGE sobre essa questão (IBGEa, 2020), foram utilizados dados do 1º trimestre da Contínua (que não possui telefones, mas há informações como logradouro, número, denominação, etc) com outras fontes de dados contendo registros telefônicos como a OI, VIVO, SERCOMTEL, ANATEL entre outras. A partir dessas duas grandes fontes, foi feito um complexo pareamento de registros estimando uma probabilidade de acerto por atributos dos registros, gerando daí uma nota para o pareamento que caso seja maior do que um mínimo estabelecido previamente classifica um domicílio da Contínua como pareado ou não com o seu possível número de telefone.

mesmos domicílios e indivíduos de 2019 para 2020 ao longo dos meses, o que configura uma grande base de dados em painel sobre variáveis socioeconômicas nesse período, base essa que é superior a um conjunto de dados cortes transversais empilhados. No entanto, a identificação perfeita de domicílios e indivíduos ao longo do tempo é apenas teórica: elaborei mais sobre a identificação de domicílios e indivíduos na Seção 4.2 e apresento o desempenho dessa identificação na prática com os dados das pesquisas na Seção 4.3. Agora tenho já os subsídios necessários para explicar a escolha de trabalhar apenas com o 1º trimestre de 2019 da Contínua: como já mencionado, estou trazendo a Contínua em questão apenas para ilustrar o desempenho do algoritmo de identificação, e o 1º trimestre de 2019 da Contínua é o único período da pesquisa em que os domicílios entrevistados são, teoricamente falando, exatamente os mesmos daqueles presentes em cada um dos meses da COVID, e por isso faz sentido testar a identificação entre as duas pesquisas apenas nesse 1º trimestre de 2019 da Contínua.

Sobre as variáveis disponíveis na COVID, o principal é relativamente o mesmo das variáveis disponíveis na Contínua (características básicas dos indivíduos, características dos domicílios, variáveis relacionadas a trabalho e não trabalho, informação sobre rendimentos complementares, etc), com a diferença de que as informações da COVID são bem menos detalhadas do que as da Contínua. Por exemplo, sobre a variável de escolaridade, na Contínua o indivíduo responde o número de anos exato que estudou, e na COVID apenas o seu grau de formação (Fundamental Completo, Médio Completo, etc). No entanto, um adicional presente na COVID são as variáveis relacionadas a saúde como por exemplo informações sobre sintomas gripais apresentados pelo indivíduo, uma resposta sobre adesão ao isolamento social, presença no domicílio de itens sanitários para precaução contra o vírus, diagnóstico de testagem de COVID-19, etc. Além do primeiro trimestre de 2019 da Contínua, estou utilizando no trabalho todos os meses da COVID.

4.2 Algoritmo de Identificação

Feita toda a discussão relevante acerca das bases na Seção anterior, faz-se necessário averiguar como a identificação se dá na prática nas duas pesquisas. Pensando primeiro na identificação dos domicílios, ao olharmos para as variáveis presentes nas duas bases, a documentação do IBGE sobre a Contínua (que também vale para a COVID, pois a amostragem e identificação nas pesquisas é a mesma) já indica como construir uma chave única para cada domicílio em um determinado período² de tempo, de tal forma que a

² Vou começar a me referir a mês ou trimestre como período de tempo uma vez que para a identificação de domicílios e indivíduos unifico a bases do 1º trimestre de 2019 da Contínua com os sete datasets dos meses da COVID.

mesma chave aparece nos outros períodos das bases. Mais especificamente, para criar essa variável de chave do domicílio basta concatenar a variável UPA (Unidade Primária de Amostragem) com a variável do número de seleção do domicílio³, sendo que ambas estão presentes para todas as observações das bases. Com essa variável criada, já é possível fazer análises longitudinais a nível do domicílio nas pesquisas, além de verificar em quais períodos aquele domicílio identificado aparece através dos códigos em R.

Para criar uma variável de identificação de indivíduos ao longo do tempo, a tarefa é um pouco mais complicada. Ainda na documentação da Contínua, encontra-se que para construir a chave de um indivíduo em um determinado período basta concatenar a chave do domicílio com a variável do número de ordem do indivíduo no domicílio. No entanto, essa identificação não cumpre os interesses do presente trabalho, pois a própria documentação indica que tal chave não serve para análises longitudinais, pois o número de ordem não garante de forma alguma que estamos tratando de indivíduos iguais ao longo do tempo.

Para tratar da questão é necessário formular uma chave mais robusta para efetuar a identificação de forma mais adequada. Tomando como referência o paper ([RIBAS; SOARES, 2008](#)), que faz um trabalho bastante similar de identificação de indivíduos ao longo do tempo na Pesquisa Mensal de Emprego, adoto aqui o método que os autores chamam de “emparelhamento básico”. O método basicamente consiste em utilizar data de nascimento e sexo do indivíduo como fator relevante para a identificação. No caso da Contínua e da COVID, gero uma variável de data de nascimento do indivíduo, converto a variável para um valor numérico (ex: “1970-01-01” = 0; “1970-01-02” = 2 e assim em diante) e somo um valor grande fixo para não trabalhar com números negativos uma vez que datas abaixo de 1970 assumem valores negativos. Sexo e data de nascimento por si só não são capazes de identificar indivíduos (uma vez que eles se repetem massivamente entre os indivíduos), por isso para gerar a chave de indivíduo concatena-se a chave de domicílio, com o valor numérico da data de nascimento ao valor do sexo da pessoa (em ambas as pesquisas sexo assume valor 1 para homens, e valor 2 para mulheres). Uma ilustração de um exemplo tanto de chave do domicílio quanto do indivíduo encontra-se na Figura 1.

A variável gerada para atender a condição de chave do indivíduo deveria ser única fixado o período de pesquisa, mas por mais que a variável do sexo do indivíduo seja sempre informada nas bases, a data de nascimento em alguns momentos não é informada por uma minoria de indivíduos. Além disso, a chave criada não consegue distinguir entre gêmeos do mesmo sexo em um determinado domicílio em um dado período de tempo. Dessa forma, marcando os indivíduos gêmeos e aqueles que não informaram a data de

³ Como estou trabalhando com o 1º trimestre de 2019 da Contínua, que contém apenas domicílios e indivíduos pertencentes a um único painel de rotação da Contínua, concatenar adicionalmente à chave de domicílio o número do painel não é necessário.

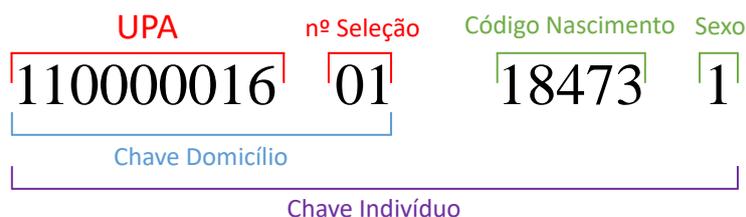


Figura 1 – Composição da Chave do Domicílio e do Indivíduo

nascimento como indivíduos previamente não identificados, no restante das observações a variável criada atende as condições do que seria uma chave de indivíduo, e assim tornando possível análises longitudinais a nível do indivíduo. Vale lembrar que até o momento só está explicitado como se dá a criação da chave para o domicílio e para o indivíduo. A avaliação do desempenho dessa chave como uma boa “emparelhadora” de domicílios e indivíduos nas pesquisas ao longo do tempo encontra-se na Seção 4.3 a seguir.

4.3 Avaliação do Desempenho da Identificação

Antes de começar a de fato avaliar o matching dos domicílios e indivíduos, mostro na Tabela 1 a incidência por período de casos de indivíduos que conseguem receber uma chave única no período, aqueles que não declaram data de nascimento, e por fim os gêmeos do mesmo sexo que constam como duplicados no período por receberem o mesmo número de indivíduo, e que portanto ficam fora da identificação por não ser possível distinguir os gêmeos nas análises longitudinais.

	T1	M05	M06	M07	M08	M09	M10	M11
Duplicado no Período	0.36	0.41	0.41	0.42	0.42	0.41	0.41	0.41
Nascimento Ausente	10.97	5.44	5.47	5.46	5.40	5.29	5.25	5.12
Indivíduo com Chave	88.67	94.15	94.11	94.12	94.18	94.30	94.34	94.46

Tabela 1 – Proporção das Classificações de Indivíduo quanto a Identificação por Período de Pesquisa (em %)

Nas colunas da Tabela 1 estão dispostos os períodos das pesquisas (T1 é sempre referente ao 1º trimestre de 2019 da Contínua, M05 o mês de maio da COVID, M06 o mês de junho, e assim em diante), e nas linhas a classificação do indivíduo quanto a sua classificação de identificação. Como esperado, o percentual de gêmeos do mesmo sexo nas pesquisas é sempre bastante reduzido, não ultrapassando 0.5% em nenhum período, e permanece consideravelmente constante. Sobre os que não forneceram data de nascimento, o percentual destes é próximo do dobro na Contínua em relação à média da COVID, fato esse que pode estar prejudicando a identificação dos indivíduos da Contínua para a COVID.

Além disso, os percentuais destes se mantêm quase que constantes no decorrer da COVID assim como no caso dos gêmeos.

Vale um comentário aqui que ambas as pesquisas possuem processos de amostragem complexos, de tal forma que cada indivíduo possui um peso diferenciado em relação ao total da população, e que os valores apresentados na Tabela 1 e nas demais Tabelas não levam em conta esses pesos, e por isso não representam proporções acerca da população inteira, e sim da amostra (optei por esse caminho para manter mais simples a interpretação dos resultados, que é averiguar o desempenho das chaves de identificação puramente falando).

Nas Subseções a seguir será avaliado o desempenho da identificação dos domicílios e indivíduos a partir da definição de chaves para os mesmos nos moldes do que foi discutido na Seção 4.2, e aplicação de rotinas para quantificar esse desempenho a partir dos dados das duas pesquisas empilhadas.

4.3.1 PNAD Contínua para PNAD COVID19

A Tabela 2 mostra o percentual de domicílios/indivíduos do T1 da Contínua que não aparecem em nenhum mês da COVID, os que aparecem uma vez, os que aparecem duas vezes, e assim em diante até os que aparecem as sete vezes. Já se pode afirmar logo de início que apesar da Contínua e da COVID serem constituídas das mesma amostra base de domicílios, muitos deles (domicílios e indivíduos) acabam se perdendo de forma parcial ou completa quanto se tenta identificar todos aqueles do T1 da Contínua nos meses da COVID. Os motivos para isso são inúmeros: o relatório do IBGE sobre pareamentos de números de telefone já indica que alguns números não foram encontrados além do fato de que o pesquisador do IBGE pode ter tentado ligar para o domicílio em determinado mês mas ninguém atendeu.

Aparições	Domicílios	Indivíduos
0	18.87	32.97
1	4.00	4.94
2	3.95	4.13
3	4.79	1.89
4	6.04	5.39
5	8.33	7.01
6	14.29	10.33
7	39.73	33.33

Tabela 2 – Proporção de Aparições de Domicílios e Indivíduos da Contínua para a COVID (em %)

No que tange a identificação dos indivíduos especificamente, o fato do domicílio não

estar identificado já impede a identificação das pessoas (motivo pelo qual os percentuais de identificados da coluna de indivíduos são menores do que os da coluna de domicílios), já que a chave de indivíduo é composta pela de domicílio. Sobre outros motivos para a não identificação, indivíduos podem ter falecido de um período para outro; quem respondeu a pesquisa pode ter esquecido de falar sobre todos os moradores domicílio; a família pode ter se mudado no meio tempo (caso em que chave do domicílio permanece a mesma, e as individuais mudam); a própria questão dos gêmeos e dos que não informam o nascimento também impede a identificação pelo método adotado, entre outros motivos imagináveis para a não identificação ter ocorrido. A questão que surge é de que se tem em mãos um painel desequilibrado tanto de domicílios quanto de indivíduos de um período para outro, pois nem todos que aparecem no T1 da Contínua continuam aparecendo no decorrer dos meses da COVID. Se essa perda de observações é aleatória ou não correlacionada com fatores relevantes não observáveis para eventualmente alguma estimação de efeito, esse fato não será constitui um problema em termos de viés para potenciais estimações, ocorrendo apenas uma perda de eficiência dos estimadores. Se a perda de observações é não aleatória e correlacionada com outros fatores, temos o caso de viés de seleção de amostra.

Sobre os valores da Tabela 2 propriamente ditos, percebe-se que na grande maioria dos casos o domicílio/indivíduo da Contínua não é identificado em mês algum da COVID, ou é identificado em todos os meses. Além disso, temos o já citado fato de que o matching de indivíduos é pior do que o de domicílios. Fora isso, os valores da Tabela dão uma ideia geral da qualidade do emparelhamento, mas nada em específico a se destacar.

	M05	M06	M07	M08	M09	M10	M11
Domicílios	57.84	62.89	63.53	63.96	64.15	63.26	63.45
Indivíduos	44.30	46.73	46.51	46.36	46.14	45.36	45.29
Filtrado	68.38	67.05	66.17	65.47	64.97	64.60	64.36
Diferença	24.08	20.32	19.66	19.11	18.83	19.24	19.07

Tabela 3 – Proporção de Domicílios e Indivíduos Pareados Período a Período da Contínua para a COVID (em %)

A Tabela 3 avalia o desempenho da identificação entre as pesquisas comparando período a período (T1 com M05, T1 com M06...). As duas primeiras linhas mostram os percentuais dos domicílios/indivíduos da Contínua encontrados nos meses da COVID quando comparados um a um. Com exceção do M05 em que a proporção de identificados é menor do que no resto dos meses tanto para domicílios quanto indivíduos, a proporção de identificação se mantém relativamente constante no tempo, o que nos mostra que a distância crescente dos meses não parece ser muito significativa para prejudicar a identificação dos domicílios/indivíduos. A diferença das linha referente a domicílios e a referente a indivíduos

gira em torno de 15-20 p.p., além de evidenciar que a identificação de indivíduos não é tão eficiente assim, ficando sempre abaixo dos 50%.

Um exercício para averiguar o quanto do problema da baixa eficiência de identificação de indivíduos está associado a não identificação dos domicílios é o de primeiro filtrar a base de indivíduos para apenas aqueles domicílios que são identificados nos dois períodos de tempo analisados. Com esse exercício é possível ter uma medida de eficiência mais pura da identificação de indivíduos pelo nascimento e pelo sexo uma vez que se isola domicílios que não são identificados, caso em que identificação de indivíduo já falha logo de início. O resultado para esse exercício encontra-se na linha Filtrado da Tabela 3, e a diferença de pontos percentuais com a linha Indivíduos encontra-se na linha Diferença. Olhando para a Tabela, pode-se verificar um ganho médio por volta de 20 p.p. quando isolamos o efeito da não identificação de indivíduos causada por domicílios não identificados, fato esse que revela que grande parte da baixa eficiência não é um problema da identificação pelo sexo e pelo nascimento em si. Importante lembrar que filtrar a base de domicílios apenas para domicílios identificados vale mais como um exercício para entender as causas da baixa eficiência da identificação já que fazer esse filtro e usar a base encontrada em eventuais análises para estimar efeitos de interesse provavelmente configuraria uma seleção de amostra de forma viesada.

Aparições Consecutivas	Domicílios	Indivíduos
0	40.19	48.94
1	5.91	5.71
2	4.29	3.73
3	3.40	2.97
4	2.43	2.01
5	2.36	1.96
6	1.69	1.35
7	39.73	33.33

Tabela 4 – Proporção de Aparições Consecutivas de Domicílios e Indivíduos da Contínua para a COVID (em %)

A Tabela 4 é uma versão mais rigorosa da Tabela 2. Ao invés de analisar o percentual de identificações em qualquer um dos meses, requer-se aqui que as aparições sejam consecutivas, ou seja, o domicílio/indivíduo não pode “sumir” em um mês e aparecer em outro, pois estamos identificando aqui aqueles que são identificados de forma contínua sem interrupções. Dessa forma, algum domicílio/indivíduo da Contínua que é identificado do mês cinco ao mês onze da COVID é marcado com sete aparições consecutivas, algum que é identificado do mês cinco ao dez aparece com seis aparições consecutivas, e assim

em diante até aqueles que ou não aparecem nenhuma vez, ou que apresentam alguma interrupção nos aparecimentos. Vale notar que, como esperado, a última linha da Tabela 4 é igual a da Tabela 2. Os resultados da Tabela 4 mostram que tanto para domicílios quanto para indivíduos a maioria deles apresenta alguma interrupção ou sequer são encontrados em algum mês da COVID. Reforça-se aqui a ideia de que há um grupo significativo de domicílios/indivíduos que são identificados todas as vezes, e a maior parte do resto deles apresenta alguma interrupção ou sequer aparece nos meses, havendo uma concentração de identificações naqueles que são identificados todos os períodos.

4.3.2 PNAD COVID19

Como já foi dito, a avaliação da identificação nessa ponte entre Contínua COVID funciona mais como um ilustrativo do desempenho dessa identificação, já que o interesse do presente trabalho está em explorar relações econômicas dentro do próprio contexto da pandemia. Para isso, é necessário construir um painel com os indivíduos e domicílios na COVID (nesse caso, o desempenho da identificação está relacionado com a potenciais vieses nos efeitos de interesses estimados a serem discutidos no Capítulo 6). Desse modo, apresento também a avaliação do desempenho do matching de domicílios e indivíduos restringindo apenas para a COVID. Os resultados encontram-se nas Tabelas 5, 6, 7 e 8.

Aparições	Domicílios	Indivíduos
1	5.20	19.45
2	5.06	9.68
3	6.07	6.55
4	7.62	6.70
5	10.38	8.38
6	17.62	13.70
7	48.06	35.53

Tabela 5 – Proporção de Aparições de Domicílios e Indivíduos na COVID (em %)

A Tabela 5 é análoga à Tabela 2 com a diferença de que restrinjo a base apenas para os meses da COVID, além do fato de que não estou fixando um dos meses da pesquisa como a referência. Por conta disso, não há linha com zero aparições, já que as chaves de domicílio/indivíduo aparecem com certeza em pelo menos um mês da pesquisa (caso em que não há identificação em períodos diferentes). Em comparação com a Tabela 2, nota-se que os resultados agora são bem melhores provavelmente por conta de três fatores: menor distância base entre os períodos da pesquisa (antes era no mínimo de um ano e dois meses), menor incidência de indivíduos sem data de nascimento, e que não há o fato de se tratar de pesquisas diferentes (por exemplo, a Contínua e a COVID podem diferir

um pouco nos domicílios/indivíduos dado que o pareamento de telefones não é perfeito). Tanto para domicílios quanto para indivíduos reduz-se bastante o caso em que não há identificação para períodos diferentes, e para os domicílios especialmente a proporção de domicílios identificados em todos os meses sobe consideravelmente.

	M05	M06	M07	M08	M09	M10	M11
M05	100	75.16	70.96	68.63	67.52	66.32	66.13
M06		100	80.08	76.21	74.60	72.91	72.60
M07			100	81.30	78.56	76.39	75.89
M08				100	83.70	80.37	79.35
M09					100	84.21	82.33
M10						100	85.64
M11							100

Tabela 6 – Matriz de Transição de Domicílios na COVID (em %)

A Tabela 6 mostra uma matriz de transição dos domicílios ao longo dos meses da COVID. A matriz mostra todos os percentuais de identificação quando juntamos todas as possibilidades de combinações de meses um a um. Apenas para exemplificar, a célula da linha M05 e coluna M06 mostra o percentual de domicílios do mês de maio que são encontrados na mesma pesquisa no mês de junho. A diagonal principal dessa matriz é toda 100% uma vez que a identificação de um mês para ele próprio é total por definição. Optei também por deixar em branco a parte inferior da matriz para evitar repetir visualmente a mesma informação da parte de cima. Mais uma vez o desempenho da identificação restringindo apenas para a COVID melhora bastante, percentual esse que na pior identificação equivale a 66.13%, que já é melhor do que a melhor identificação de domicílios da Contínua para a COVID (64.15% pela Tabela 3). Vale notar que aqui há um efeito de piora da identificação conforme aumenta-se a distância dos meses, além de uma melhoria do matching conforme os meses avançam mantendo fixa a distância temporal.

	M05	M06	M07	M08	M09	M10	M11
M05	100	67.38	62.91	60.40	59.05	57.64	57.35
M06		100	72.09	67.97	66.11	64.15	63.63
M07			100	73.29	70.22	67.81	67.07
M08				100	75.58	72.04	70.91
M09					100	76.25	74.16
M10						100	77.69
M11							100

Tabela 7 – Matriz de Transição de Indivíduos na COVID (em %)

A Tabela 7 é igual a Tabela 6, só que agora fazendo a identificação de indivíduos e não domicílios. Mais uma vez o resultado se mostra bastante superior ao da identificação

entre Contínua e COVID, evidenciando um matching de indivíduos com maior eficiência, trazendo a identificação de indivíduos a níveis mais razoáveis (identificação nunca é menor do que 55%, sendo maior do que 60% na maioria dos casos). No mais, assim como na Tabela 6, também identifica-se o efeito de piora de identificação conforme maior a distância entre os meses, e uma melhoria gradual no decorrer dos meses de pesquisa.

	M05	M06	M07	M08	M09	M10	M11
M05	100	88.43	87.16	86.21	85.42	84.78	84.40
M06		100	89.33	88.17	87.34	86.68	86.21
M07			100	89.55	88.63	87.87	87.40
M08				100	89.83	89.02	88.65
M09					100	90.13	89.61
M10						100	90.43
M11							100

Tabela 8 – Matriz de Transição de Indivíduos na COVID Filtrando por Domicílios Identificados (em %)

Por fim, no mesmo espírito da linha Filtrado da Tabela 3, a Tabela 8 é análoga à 7, com a exceção de que filtro as bases somente para domicílios identificados entre os dois períodos, de modo a isolar o efeito da não identificação do domicílio sobre a identificação de indivíduos. Mais uma vez nota-se que domicílios não identificados são uma causa bastante significativa do não pareamento dos indivíduos entre os meses: nessa nova Tabela a identificação de indivíduos chega a ultrapassar os 90% em dois casos, e gira em torno de 85% na maioria deles, número bastante elevado em comparação com outras Tabelas.

4.3.3 Conclusão

Em linhas gerais, os resultados dessa Seção mostram primordialmente que o pareamento dos domicílios/indivíduos está consideravelmente longe da identificação perfeita, discrepância essa que pode ser explicada por vários fatores citados ao longo da Seção. Como consequência da definição do mecanismo de pareamento, o percentual de domicílios identificados é sempre maior do que o de indivíduos. Na comparação do desempenho do pareamento entre pesquisas, os resultados encontrados são significativamente piores em média no pareamento da Contínua para a COVID do que restringindo apenas para os próprios meses da COVID. Observa-se também que a maior parte de pareamentos concentra-se em domicílios/indivíduos que aparecem em todos os meses, mas que ainda assim há uma perda significativa quando se averigua o pareamento de forma consecutiva (sem interrupções). Por fim, percebe-se que em ambos os recortes (Contínua para COVID, ou apenas COVID) boa parte da baixa eficiência do pareamento de indivíduos é oriunda

da parte da amostra contendo domicílios não identificados, que por consequência impede o pareamento também dos indivíduos.

5 Breve Análise Descritiva

Neste Capítulo mostro dois gráficos que ilustram a trajetória temporal da variável do isolamento social e do valor recebido no domicílio nos meses disponíveis da pesquisa, servindo como introdução para a explicação da variável dependente e independente na Seção 5.1 a seguir.

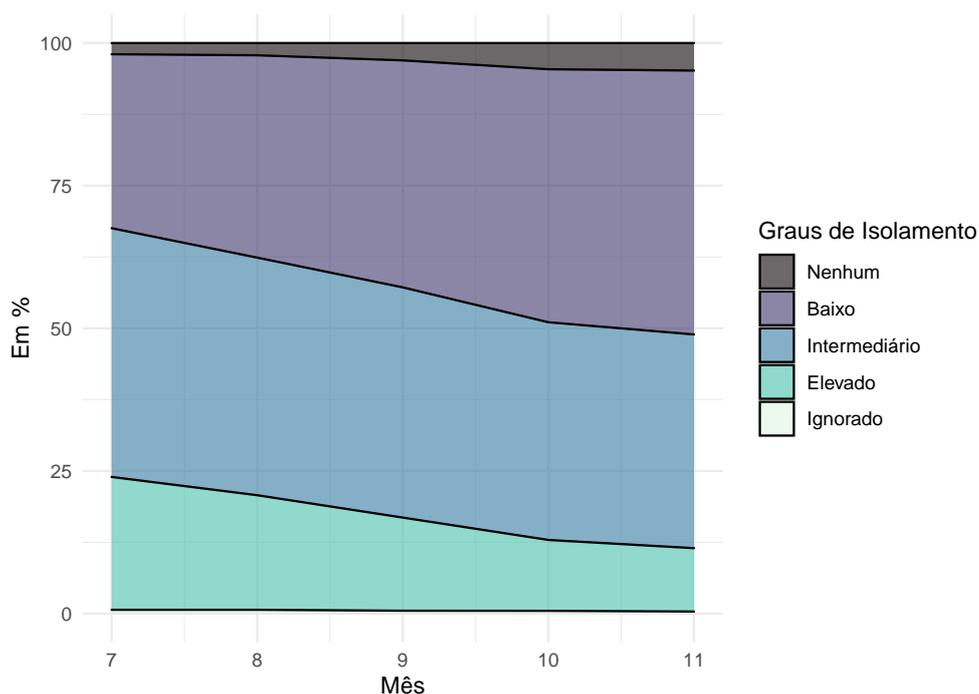


Figura 2 – Evolução do Isolamento Social no Tempo

Olhando para a variável relativo ao isolamento social na COVID, o indivíduo pode responder: “Não fez restrição, levou vida normal como antes da pandemia” (nenhum isolamento), “Reduziu o contato com as pessoas, mas continuou saindo de casa para trabalho ou atividades não essenciais e/ou recebendo visitas” (baixo isolamento), “Ficou em casa e só saiu em caso de necessidade básica” (intermediário isolamento) e “Ficou rigorosamente em casa” (elevado isolamento) ou simplesmente ter ignorado a pergunta¹. Nessa linha, a Figura 2 mostra a evolução temporal do percentual de respondentes que se encontram em cada uma das possibilidades de resposta citadas acima. Percebemos aqui que a grande maioria da população responde que aderiu ao isolamento em pelo menos algum grau, mas na média na maior parte das vezes relataram que ficaram em casa saindo para apenas em caso de necessidade básica. Além disso, percebe-se que a taxa de isolamento

¹ Ressalto que a variável só está disponível a partir do mês de julho na pesquisa.

parece diminuir conforme os meses passam, na medida que o percentual de indivíduos respondendo praticarem pouco ou nenhum isolamento passa de 35% no início da pesquisa para 50% no final dela.

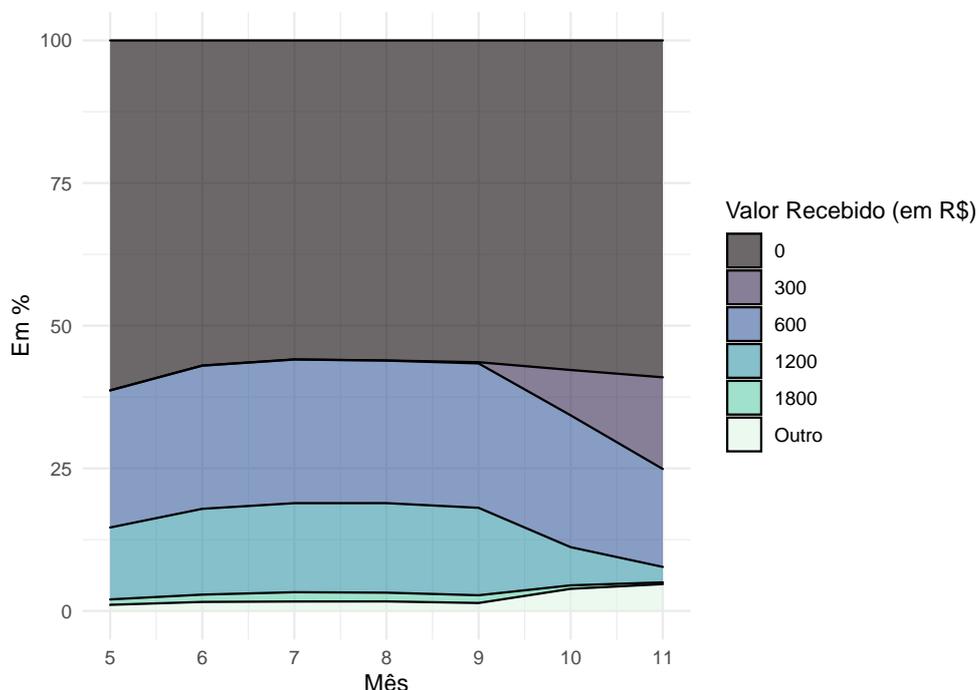


Figura 3 – Evolução do Auxílio Emergencial no Tempo

A Figura 3 mostra a evolução dos valores recebidos do auxílio emergencial pelos domicílios ao longo do tempo. Mais especificamente mostra o percentual de domicílios em determinado mês que não recebeu auxílio, que recebeu R\$ 300, R\$ 600, R\$ 1200, R\$ 1800 ou algum outro (geralmente um valor que não é um múltiplo de 300, valor mais baixo que uma parcela pode assumir). Logo de início podemos notar que o percentual de domicílios que não receberam o benefício sempre supera a metade, o que indica que a maior parte dos brasileiros não foi coberto pelo benefício (seja porque não foi contemplado pelas regras de conferimento do benefício, porque não conseguiu acessar o sistema da Caixa, ou outro motivo que seja). Como esperado, a maior parte dos domicílios beneficiários recebeu na somatória dos membros da família R\$ 600 ou R\$ 1200, sendo o percentual associado a parcela de R\$ 600 o maior delas. O percentual de domicílios recebendo R\$ 300 aparece no gráfico a partir do mês de setembro em linha com o fato de que a partir desse mês o valor da parcela paga pelo governo sofreu uma redução pela metade: simultaneamente, domicílios reportando receber R\$ 600 e R\$ 1200 acabam reduzindo.

5.1 Variável Dependente e Independente

Como queremos aqui explorar a relação (potencialmente causal) entre a provisão do auxílio emergencial e a adesão ao isolamento social durante a pandemia da COVID19, nada mais intuitivo que a variável dependente no modelo de regressão a ser especificado no Capítulo 6 a seguir seja a variável que mede o grau de isolamento do respondente. No entanto, como já evidenciado antes nesse Capítulo, a variável de isolamento é categórica com mais de duas possibilidades de resposta, o que configura uma questão de como proceder com a especificação do modelo.

Uma forma inicial de se lidar com esse empecilho seria fazer o uso de modelos multinomiais (probit ou logit multinomial), família de modelo não lineares que são uma generalização de suas versões mais simples (probit e logit). Outra possibilidade seria utilizar modelos ordenados (probit ou logit ordenados), que para além de permitir uma variável categórica com mais de duas categorias como variável dependente, também leva em conta que essas categorias possuem uma ordenação (algo que faz sentido com a variável de adesão ao isolamento disponível na COVID que possui possibilidades de resposta que sugerem ordenação).

No entanto, optar pelo caminho dos modelos não lineares multinomiais e ordenados torna a interpretação dos coeficientes mais difícil, complexifica a discussão de se o estimador de interesse é viesado ou não, e pode dificultar na estimação (é necessário nesse caso o método de máxima verossimilhança de estimação, que num modelo ordenado mais complexo com efeitos fixos e pesos de amostragem pode surgir algum problema). Dessa forma, em vista desse trade-off, optarei neste trabalho por escolher por mais simplicidade e transformar a variável dependente em binária e rodar uma regressão OLS convencional.

Lembrando das quatro possibilidades de resposta (baixo, intermediário, elevado ou nenhum isolamento), penso a princípio em três formas razoáveis de criar uma variável binária a partir dessas categorias: 1 para elevado isolamento e 0 para as demais categorias (medida conservadora), ou 1 para elevado e intermediário isolamento e 0 para as demais (medida intermediária) ou finalmente 1 para elevado, intermediário e baixo isolamento e 0 para nenhum isolamento (medida branda). Por considerar que alguém que responde que continuou trabalhando fora de casa e recebendo visitas não mostra capacidade/empenho de se isolar (afinal, o auxílio teria como objetivo justamente reduzir a necessidade das pessoas saírem de casa para trabalhar), já descarto a medida branda. Por entender que não há grandes diferenças em alguém que não sai para nada ou alguém que sai para o básico apenas, opto pela medida intermediária como a medida principal a ser utilizada no trabalho, ou seja, aquela em que gerarei os resultados principais do presente artigo. No entanto, na Seção 7.2.2 do Capítulo de Resultados Alternativos, mostro e discuto o que

aconteceria com a estimativa do efeito de interesse no caso das outras duas possibilidades de variável dependente.

Agora, sobre a variável explicativa de interesse, na COVID há uma variável que mede justamente o valor monetário recebido do auxílio emergencial no mês em que a pesquisa é realizada. No entanto, há aqui também um empecilho: esta variável é reportada apenas a nível do domicílio, e não do indivíduo (inclusive todas as variáveis de rendimento obtidos com exceção da renda oriunda do trabalho são reportadas como somatórios no domicílio). Por essa razão, infelizmente não é possível estimar o efeito da provisão individual do benefício. Entretanto, ainda que tecnicamente altere o nível de agregação que a variável se encontra, é possível calcular o valor do auxílio emergencial familiar per capita (somatório domiciliar do benefício dividido número de residentes do domicílio). Como faz sentido que pensar que a decisão de se isolar ou não passa essencialmente por uma análise material da renda disponível não só individual, mas também em termos per capita de determinada família, me parece consideravelmente razoável utilizar a variável per capita como a explicativa de interesse sem grandes perdas ainda que seja uma estimação mais pobre em comparação ao cenário hipotético em que essa informação existe a nível do indivíduo. Dessa forma, feita essa escolha a respeito da variável independente, estaremos estimando o efeito do auxílio emergencial no isolamento pela margem intensiva (na Seção 7.2.2 do Capítulo de Resultados Alternativos, mostro e discuto o que aconteceria com a estimativa do efeito no caso da estimação pela margem extensiva - participação no programa independentemente do valor recebido do benefício).

6 Estratégia Empírica

Definidas a variável dependente e a independente, um primeiro modelo de probabilidade linear a medir a relação estatística entre as duas assumiria a seguinte forma funcional:

$$isolamento_{it} = \beta_0 + \beta_1 aepc_{it} + \epsilon_{it} \quad (6.1)$$

Onde *isolamento* é a dummy como a variável dependente já citada, *aepc* é a variável independente do auxílio emergencial per capita, ϵ é o erro do modelo, e o subscrito *i* indica que cada observação é um determinado indivíduo *i*. A Equação 6.1 é a especificação mais básica a relacionar isolamento social e auxílio emergencial, e sem dúvida alguma estimá-la para obter o efeito causal seria extremamente ingênuo. Para limpar os vieses da estimação no sentido de encontrar um coeficiente mais puro que meça a relação “absoluta” das duas variáveis, é necessário inserir na equação outros fatores agora omitidos que podem estar viesando o estimador. Podemos começar inserindo efeitos fixos para cada mês da pesquisa uma vez que a passagem do tempo pode estar correlacionada simultaneamente com o valor do auxílio e o isolamento social, que é responsável por viesar as estimativas:

$$isolamento_{it} = \beta_0 + \beta_1 aepc_{it} + \lambda_t + \epsilon_{it} \quad (6.2)$$

Onde o subscrito *t* indica o mês da pesquisa. Na linha com que foi discutido sobre políticas de enforcement do isolamento diferenciadas a depender do governo local, inserir efeitos fixos de UF controla para o viés relacionado a essas políticas diferenciadas e a proporção de recebimento do auxílio em cada UF:

$$isolamento_{it} = \beta_0 + \beta_1 aepc_{it} + \lambda_t + \theta_k + \epsilon_{it} \quad (6.3)$$

Onde o subscrito *k* indica a UF. Para além desses efeitos fixos mais específicos, devemos também para controlar para demais variáveis que agora encontram-se dentro do termo de erro da equação, e podem estar gerando viés no estimador de interesse por estarem omitidas da regressão:

$$isolamento_{it} = \beta_0 + \beta_1 aepc_{it} + \mathbf{X}_{it} + \lambda_t + \theta_k + \epsilon_{it} \quad (6.4)$$

\mathbf{X} representa um vetor de variáveis disponíveis na COVID que servem como controles na regressão. Explicitarei quais variáveis da base exatamente são introduzidas nessa bateria

de controles contida em \mathbf{X} na Seção 7.1, mas por ora já é o suficiente dizer que dentre essas há controles relacionados a características básicas do indivíduo, do domicílio, saúde, mercado de trabalho e renda disponível.

Ainda que se controle para diversas variáveis observáveis, ainda há possibilidade de viés na hora de estimar o coeficiente de interesse. Por exemplo, podem haver efeitos fixos no tempo de indivíduo não observáveis que são correlacionados com a variável do auxílio e que, portanto, continuam a produzir viés na estimação.

$$isolamento_{it} = \beta_0 + \beta_1 aepc_{it} + \mathbf{X}_{it} + \lambda_t + \alpha_i^1 + \epsilon_{it} \quad (6.5)$$

Onde α_i são os efeitos fixos no tempo a nível do individual. Para controlar a regressão por α_i , adotamos o método de estimação de efeitos fixos, que realiza a estimação a partir de uma transformação das variáveis nas ruas respectivas médias temporais. A introdução de efeitos fixos de indivíduo controla por características dos indivíduos que são fixas ao longo do tempo, e que podem estar viesando estimador do coeficiente de interesse.

A Equação 6.5 é, portanto, a mais completa a ser estimada (considerando a já definida escolha para a variável dependente e independente). Como a variável dependente é uma dummy, a interpretação de β_1 é o efeito em pontos percentuais que se tem sobre o isolamento social quando varia-se em R\$ 1.00 o auxílio emergencial per capita recebido pela família. Lembrando que como o método de regressão é o de efeitos fixos, é necessário clusterizar os erros padrão da regressão (como a variável de tratamento na regressão está a nível domiciliar - e não individual - opto pela clusterização dos erros a nível do domicílio). Por fim, vale comentar que, em vista do que sugere a literatura relacionada e a intuição de que provisão de renda social permite que as pessoas possam ficar mais em casa em média durante a pandemia, espero que o β_1 estimado seja positivo e significativo estatisticamente.

Ainda que controlemos para diversos fatores que inicialmente estavam omitidos na Equação 6.1, a mais básica delas, existem algumas questões que podem comprometer a hipótese de exogeneidade estrita. O método de regressão de efeitos fixos consegue controlar para variáveis observáveis fixas e mutáveis ao longo do tempo, não observáveis fixas ao longo do tempo, mas não para não observáveis variáveis ao longo do tempo: se há correlação entre essas e o tratamento e a variável dependente, há viés, e o coeficiente não pode ser interpretado como causal. Se pensarmos, por exemplo, que uma variável omitida como a disponibilidade de informação a respeito da pandemia (em linha com as evidências da literatura relacionada no Capítulo 2 está correlacionada com a variável de interesse e com a dependente simultaneamente, há aí um viés de variável omitida. Além disso, como foi visto

¹ O efeito fixo de UF acaba sumindo uma vez que o efeito fixo de indivíduo já contém o de UF por definição.

na Seção 4.3, a identificação de indivíduos ao longo dos meses da COVID não é perfeito, e por isso o painel da pesquisa é desbalanceado: se a perda de indivíduos por atrito ao longo dos meses é não aleatória, e correlacionada com efeitos fixos não observáveis ou regressores omitidos, há viés de seleção de amostra. Por fim, uma outra fonte de viés são os erros de medidas na variável dependente ou na explicativa de interesse: para a variável dependente, se o erro de medida for não aleatório, há viés, caso contrário não há viés (apenas aumento da variância do estimador), mas no caso da variável explicativa, mesmo um erro de medida aleatória gera viés no coeficiente de interesse. Como as informações obtidas na COVID são todas provenientes de auto declaração, é razoável pensar que existe erro de medida (aleatório ou não) na hora de reportar o somatório domiciliar dos valores do auxílio ou um erro de medida (não aleatório) na hora de reportar a variável de isolamento, visto que muitas vezes sequer o próprio indivíduo responde para si mesmo, além de parecer intuitivo pensar que existe uma tendência das pessoas reportarem que cumpriram mais o isolamento do que efetivamente realizou (como um viés de indesejabilidade social).

7 Resultados

7.1 Principais

Tabela 9 – Resultados Principais das Regressões em Painel

	Variável Dependente						
	Isolamento						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
AE pc	0.000076*** (0.000002)	0.000027*** (0.000002)	0.000006** (0.000002)	0.000097*** (0.000002)	0.000021*** (0.000002)	0.000027*** (0.000002)	0.000029*** (0.000007)
RT pc						0.000005*** (0.0000002)	0.000001 (0.000001)
A/P pc						0.000005*** (0.0000004)	-0.000003 (0.000003)
PA/D pc						0.000014*** (0.000003)	-0.000004 (0.000008)
PBF pc						0.000127*** (0.000032)	0.000190** (0.000089)
BPC pc						0.000066*** (0.000004)	-0.000038 (0.000026)
SD pc						-0.000015*** (0.000005)	0.000030* (0.000017)
OR pc						-0.000006*** (0.000001)	-0.000002 (0.000004)
EF de mês	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
EF de UF	Não	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	Não
EF de indivíduo	Não	Não	Não	Não	Não	Não	Sim
N	1,457,994	1,457,994	1,457,994	1,457,994	1,457,994	1,457,994	1,380,712
R ²	0.000683	0.020271	0.028081	0.151078	0.340901	0.341258	0.657066
R ² Ajustado	0.000682	0.020268	0.028060	0.151049	0.340865	0.341219	0.547612

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

A Tabela 9 mostra os resultados da estimação das regressões como pensadas no Capítulo 6. Mais especificamente, o modelo (1) da Tabela 9 é a estimação da Equação 6.1, o modelo (2) a estimação da Equação 6.2, o modelo (3) a estimação da Equação 6.3, os modelos (4), (5) e (6) as estimações de três versões diferentes da Equação 6.4 (a depender

de quais controles foram incluídos na estimação) e o modelo (7) a estimação da Equação 6.5. Vale comentar também que em todos os modelos estimados, eu optei por filtrar a base para manter apenas os indivíduos com 18 anos ou mais: o motivo por trás dessa escolha reside no entendimento de que indivíduos menores de idade (sobretudo os menores de 14 anos) não estão no mesmo arcabouço de decisão pelo isolamento social ou não como um adulto está, pois os menores de 18 não vão reagir a incentivos econômicos da mesma forma que os adultos (que já estão mais inseridos no mercado de trabalho e se defrontam mais de perto com os trade-offs envolvendo renda e trabalho).

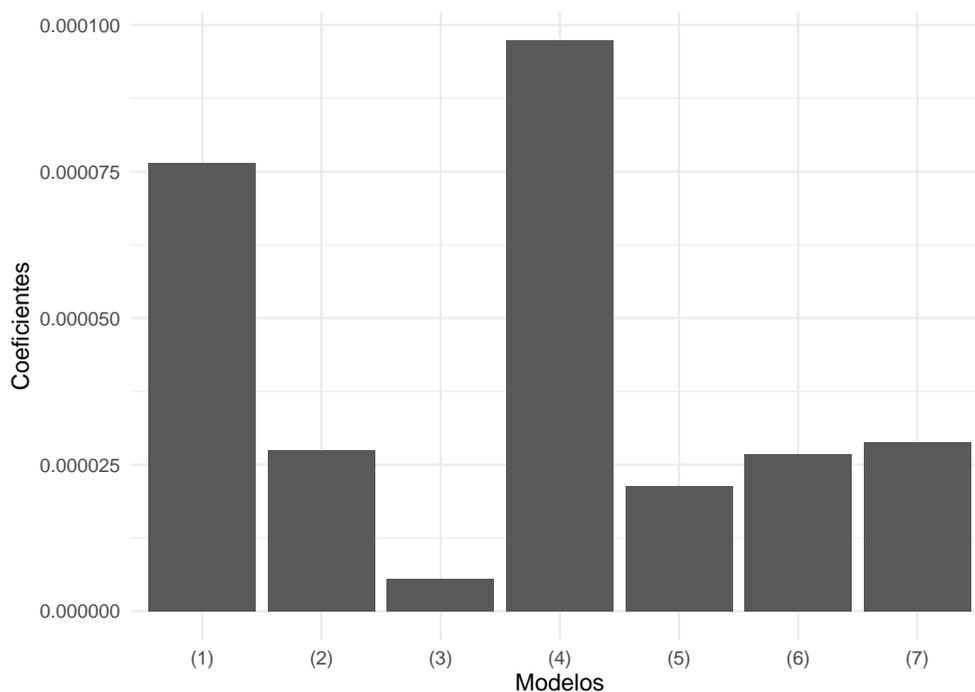


Figura 4 – Coeficientes das Regressões em Painel Principais

Para facilitar o dimensionamento dos coeficientes estimados em cada um dos modelos em comparação entre eles, junto da Tabela 9 eu também ilustro os valores dos coeficientes estimados na Figura 4. Dessa forma, o coeficiente associado ao modelo (1) é igual a 0.000076 e mede a relação estatística mais bruta entre auxílio emergencial per capita e o isolamento social. Com a introdução dos efeitos fixos de mês (modelo (2)), o coeficiente estimado cai para menos da metade, o que indica que a omissão das dummies de tendência temporal estava gerando um significativo viés para cima no estimador. Com a introdução de efeitos de UF (modelo (3)), o novo coeficiente passa a ser menos do que 1/3 do anterior, mais uma vez indicando um viés para cima por conta da omissão da variável categórica de UF.

No modelo (4) eu introduzo controles relativos a características do indivíduo e do

domicílio que não envolvam informações relativas a mercado de trabalho e renda disponível¹. Diferentemente das últimas duas introduções, no modelo (4) a omissão de tais variáveis estava gerando um considerável viés para baixo, onde o coeficiente aumenta mais de 15 vezes em relação ao seu valor anterior. No modelo (5) eu introduzo controles relativos a características do indivíduo relacionadas a mercado de trabalho² e mais uma vez o coeficiente volta a cair drasticamente indicando viés para cima na omissão dessas variáveis. No modelo (6) eu coloco finalmente os controles relativos a características domiciliares de rendimentos per capita disponíveis³, o coeficiente sobe levemente indicando um pequeno viés para baixo. Por fim, no modelo (7) eu finalmente acabo por realizar a estimação levando em conta a existência de efeitos fixos a nível do indivíduo (nesse caso são descartadas da regressão as variáveis na equação que são fixas no tempo para um determinado indivíduo tal como o sexo do mesmo), e o coeficiente estimado sobe ainda mais levemente, chegando ao coeficiente estimado preferido da Tabela 9 de 0.000029, indicando um pequeníssimo viés para baixo quando esses efeitos fixos encontram-se no termo de erro.

Em todos os resultados de regressão, o coeficiente associado ao auxílio emergencial per capita é positivo e significativo estatisticamente a menos de 1% (com exceção do modelo (3)), que confirma a intuição de que a relação entre auxílio e isolamento é positiva. Sobre a questão da significância estatística, o coeficiente do auxílio emergencial per capita é a única forma de rendimento que o coeficiente estimado mantém seu nível de significância quando o modelo passa a controlar para efeitos fixos não observados. Inclusive, eu optei por reportar também os coeficientes estimados associados aos demais tipos de rendimento per capita⁴ justamente para mostrar que mesmo todos eles se tratando de um valor monetário disponível ao domicílio, a natureza do tipo de rendimento importa para se ele vai ter efeito no isolamento significativo estatisticamente falando. Interessante notar que apenas provisão de benefícios sociais (auxílio, Bolsa Família e seguro desemprego) que possuem efeitos significativos e positivos no isolamento.

Sobre o valor do coeficiente de interesse, ele é bastante volátil até o modelo (5), e que daí até o (7) o valor parece caminhar para a estabilização, não havendo grandes diferenças

¹ Controles introduzidos: Situação do Domicílio (Rural ou Urbano), Tipo de Área do Domicílio (Capital, RM ou Interior), Idade, Idade ao quadrado, Raça, Escolaridade, Dummy para se possui Plano de Saúde ou não e Sexo.

² Controles introduzidos: Setor de Ocupação, Horas Efetivas Trabalhadas, Dummy para se é Ocupado ou não, Dummy para se é Desocupado ou não - lembrando que essas últimas duas dummies não são redundantes uma vez que existe a possibilidade do indivíduo simplesmente estar fora da força de trabalho.

³ Controles introduzidos: Rendimento do Trabalho per capita (RT pc), Aposentadoria ou Pensão per capita (A/P pc), Pensão Alimentícia ou Doação per capita (PA/D pc), Programa Bolsa Família per capita (PBF pc), Benefício de Prestação Continuada per capita (BPC pc) e Outros Rendimentos per capita (OR pc).

⁴ Lembrando que esses são apenas controles do efeito verdadeiramente de interesse, mas que nesse caso a meu ver merecem ser reportados pela comparação que faço a seguir.

de performance entre esses três últimos modelos no tocante a magnitude estimada do efeito. Vale também o comentário que a correção de viés mediante a introdução de controles relacionados a mercado de trabalho parece ser a variação mais resumitiva no tocante a encontrar o valor “verdadeiro” do coeficiente (pelo menos em relação a especificação preferida)

A questão maior reside na possibilidade de interpretação do coeficiente de 0.000029 como causal ou não na relação entre provisão do auxílio e a adesão ao isolamento. Sob a hipótese de exogeneidade estrita das variáveis explicativas, o estimador de efeitos fixos é não viesado, e, portanto, as evidências sugeririam que a estimativa encontrada para o efeito do auxílio no isolamento seja interpretado como causal, já que o valor esperado do estimador coincidiria com o seu valor na população. No caso em que os vieses discutidos no Capítulo 6 são significativos, a interpretação do coeficiente como causal é comprometida. Nesse cenário ideal em que a hipótese de exogeneidade não é violada, considerando que a parcela no valor de R\$ 600 foi a mais usual entre aqueles que receberam o benefício, poderíamos calcular o efeito percentual médio de uma parcela de R\$ 600 fazendo $\frac{600 * 0.000029}{0.486}$, onde o denominador da fração é a media da variável dependente da regressão, que seria igual a 3.6% aproximadamente.

7.2 Resultados Alternativos

7.2.1 Heterogeneidades

Na Seção anterior foi verificada a existência de um efeito positivo e significativo entre auxílio e isolamento social quando a regressão é rodada para a amostra inteira. No entanto, não necessariamente o efeito encontrado é homogêneo para os mais diversos sub-grupos da amostra, e por isso ele pode variar a depender de se e como a amostra total é particionada. Para verificar para possíveis heterogeneidades do efeito, rodo o mesmo modelo (7) da Tabela 9 com a especificação preferida, mas agora dividindo a amostra em agrupamentos menores.

A Tabela 10 mostra que o efeito de interesse é positivo e significativo apenas entre domicílios urbanos, o que me parece um resultado esperado já que provavelmente no campo não há a mesma necessidade e empenho de isolamento social como nas cidades, e, portanto a sensibilidade do auxílio perante o isolamento seria de fato esperadamente menor.

A Tabela 11 mostra que o efeito de interesse é positivo e significativo em domicílios situados na região metropolitana (exceto capital) e no resto da UF, mas não em capitais. Esse resultado a meu ver é diferente do esperado, pois imaginaria que seria justamente nas áreas mais movimentadas e aglomeradas que o auxílio teria um papel mais decisivo na

Tabela 10 – Resultados Agrupando por Situação do Domicílio

	Variável Dependente	
	Isolamento	
	Urbano	Rural
	(1)	(2)
AE per capita	0.000030*** (0.000008)	0.000016 (0.000014)
N	1,059,101	321,611
R ²	0.661110	0.623528
R ² Ajustado	0.553291	0.501996
<i>Nota:</i>	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01	

Tabela 11 – Resultados Agrupando por Tipo de Área

	Variável Dependente		
	Capital	Isolamento	
		RM	Resto UF
	(1)	(2)	(3)
AE per capita	0.000018 (0.000016)	0.000044** (0.000021)	0.000032*** (0.000008)
N	329,779	191,343	859,590
R ²	0.642772	0.647418	0.665800
R ² Ajustado	0.522521	0.534311	0.561379
<i>Nota:</i>	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01		

hora de garantir renda e segurar os indivíduos em casa.

Dividindo a amostra entre indivíduos de 18-24 anos, 25-59 anos e 60+ encontramos que o auxílio emergencial possui relação positiva e significativa com o isolamento entre os jovens e os adultos como podemos ver na Tabela 12. Isso faz sentido se pensarmos que os idosos são provavelmente o grupo que menos recebem o auxílio, já que provavelmente já usufruem de renda de aposentadoria e pensão. Vale comentar também que o efeito estimado é maior entre os jovens, fato esse que é razoável na medida que os jovens teriam menos pressões efetivas de auferir rendimentos para o próprio sustento, e daí o auxílio poderia fazer um melhor trabalho em mantê-los em casa sem a urgência da necessidade de um trabalho.

Tabela 12 – Resultados Agrupando por Idade

	Variável Dependente		
	Isolamento		
	Jovem	Adulto	Idoso
	(1)	(2)	(3)
AE per capita	0.000033* (0.000019)	0.000024*** (0.000008)	0.000021 (0.000015)
N	178,718	882,620	319,374
R ²	0.627332	0.636071	0.588545
R ² Ajustado	0.495932	0.518635	0.461221

Nota: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Tabela 13 – Resultados Agrupando por Gênero e Raça

	Variável Dependente			
	Isolamento			
	Homem Branco	Mulher Branca	Homem Não Branco	Mulher Não Branca
	(1)	(2)	(3)	(4)
AE per capita	0.000029** (0.000015)	0.000047*** (0.000014)	0.000027** (0.000011)	0.000014 (0.000011)
N	270,233	318,468	377,196	414,683
R ²	0.659305	0.650085	0.645527	0.637640
R ² Ajustado	0.551762	0.540182	0.527987	0.518682

Nota: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Na Tabela 13 vemos a estimativa do efeito de interesse agrupando por sub-grupos de gênero e raça. O efeito para homens brancos e não brancos está basicamente na mesma magnitude do efeito global, e a desigualdade maior reside na comparação entre mulheres brancas e não brancas: muito provavelmente as normas de gênero atuam nesses dois sub-grupos em fazer com que haja de fato uma sensibilidade maior do auxílio no isolamento, mas como muito provavelmente há uma desvantagem material muito significativa para as mulheres não brancas, o efeito torna-se nulo estatisticamente.

Na Tabela 14 vemos a estimativa do efeito de interesse agrupando por sub-grupos de escolaridade. Não me parece tão fácil intuir o porquê do efeito dos indivíduos sem instrução e os com ensino médio serem iguais e mais altos que o efeito dos indivíduos com fundamental, mas faz bastante sentido que o efeito seja nulo estatisticamente entre aqueles com superior uma vez que esses provavelmente já pouco recebem o auxílio, e provavelmente

Tabela 14 – Resultados Agrupando por Escolaridade

	Variável Dependente			
	Sem Instrução	Isolamento		
		Fundamental	Médio	Superior
	(1)	(2)	(3)	(4)
AE per capita	0.000056** (0.000024)	0.000024** (0.000011)	0.000056*** (0.000011)	0.000008 (0.000015)
N	73,226	486,300	508,553	312,633
R ²	0.608509	0.666345	0.663638	0.625437
R ² Ajustado	0.473247	0.556693	0.549128	0.505870

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

seu isolamento social é determinado por outros motivos que não a provisão do benefício monetário.

Tabela 15 – Resultados Agrupando por Quintil de Renda

	Variável Dependente				
	1Q	2Q	Isolamento		
			3Q	4Q	5Q
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
AE per capita	-0.000001 (0.000014)	0.000007 (0.000016)	0.000058*** (0.000018)	-0.000014 (0.000019)	-0.000027 (0.000025)
N	294,760	279,167	275,564	273,902	257,319
R ²	0.645230	0.716843	0.748575	0.753821	0.685529
R ² Ajustado	0.474850	0.557031	0.592393	0.621234	0.560443

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Fazendo a mesma análise particionando a amostra entre os indivíduos pertencentes a cada um dos cinco quintis da distribuição de renda per capita (descontando o valor do auxílio per si), a Tabela 15 mostra que o efeito é positivo e significativo apenas entre os indivíduos do terceiro quintil da distribuição de renda per capita. Ao mesmo tempo que faria sentido esperar efeito positivo e significativo entre os mais pobres, talvez é razoável de se pensar que os mais pobres são ainda muito reféns do trabalho sobretudo num contexto de redução da renda efetiva em relação à habitual de forma generalizada, e por isso o conferimento do auxílio acaba por não elevar o isolamento social. Na mesma lógica dos

indivíduos com ensino superior, os indivíduos dos dois quintis de renda mais elevados provavelmente já passam a receber menos o auxílio, e por isso para esses dois sub-grupos o efeito também é nulo do ponto de vista estatístico.

7.2.2 Especificações Alternativas

Tabela 16 – Resultados Alterando a Variável Dependente e Independente

	Variável Dependente					
	Conservador			Brando		
	Conservador	Padrão	Isolamento Brando	Conservador	Padrão	Brando
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
AE per capita	-0.000020*** (0.000004)	0.000029*** (0.000007)	0.000014*** (0.000004)			
Participou AE				-0.002324 (0.001909)	0.000126 (0.003089)	0.002693 (0.001897)
N	1,380,712	1,380,712	1,380,712	1,380,712	1,380,712	1,380,712
R ²	0.523952	0.657066	0.420129	0.523928	0.657047	0.420102
R ² Ajustado	0.372013	0.547612	0.235053	0.371980	0.547588	0.235017

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

A Tabela 16 mostra como ficariam os resultados da regressão preferida do modelo (7) caso se alterasse a variável dependente ou a independente. A primeira linha mostra o resultado para a mesma variável independente do modelo (7), mas variando a dependente: vemos que a depender da métrica utilizada para o isolamento a magnitude do efeito estimado é bastante discrepante. No caso da medida mais branda de isolamento, o efeito continua positivo e significativo, mas cai pela metade. Já no caso da variável mais conservadora, a magnitude passa não só por uma redução, mas também por uma inversão do sinal do efeito encontrado: estranhamente o efeito para essa medida é negativo e significativo, desvirtuando um pouco a ideia intuitiva de que prover auxílio aumenta o isolamento social. Para melhor entender as causas desse processo, provavelmente é necessário uma análise mais cuidadosa.

A segunda linha da Tabela mostra os resultados da regressão quando a variável independente é não mais o valor do auxílio per capita, mas sim uma dummy que assume valor 1 no caso do domicílio ser participante do programa, e 0 caso contrário. O efeito de interesse agora deixa de ser interpretado como a relação que um real de auxílio per capita a mais tem sobre o isolamento, e passa a ser o efeito geral da participação no programa, independentemente do valor auferido (a já citada margem extensiva): para essa definição de variável independente, o efeito encontrado é nulo do ponto de vista estatístico,

fornecendo evidências de que talvez o efeito do auxílio no isolamento só exista de fato quando olhamos para a margem intensiva.

Tabela 17 – Resultados Alterando o Nível do Cluster

	Variável Dependente		
	UF	Isolamento	
	(1)	ID Dom	ID Ind
AE per capita	0.000029** (0.000014)	0.000029*** (0.000007)	0.000029*** (0.000006)
N	1,380,712	1,380,712	1,380,712
R ²	0.657066	0.657066	0.657066
R ² Ajustado	0.547612	0.547612	0.547612

Nota: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

A Tabela 17 mostra um exercício do que acontece quando se estima o modelo (7) só que clusterizando os erros padrão para diferentes níveis. Apesar da regra de bolso a ser utilizada para definir o nível de clusterização no modelo de efeitos fixos seja o de clusterizar no mesmo nível do tratamento, há uma discussão mais robusta sobre qual deve ser essa escolha. Clusterizando para dois outros níveis possíveis, o resultado perde um * de significância estatística na clusterização a nível da UF, mas de toda maneira o resultado continua significante a pelo menos 5% de significância.

8 Considerações Finais

Em conclusão, a partir da utilização de dados da PNAD COVID, da criação de um algoritmo de identificação ao longo do tempo dos indivíduos e domicílios nessa pesquisa, e do emprego de um modelo de regressão linear com efeitos fixos para indivíduo, estimo um efeito positivo e significativo do ponto de vista estatístico da provisão do auxílio emergencial per capita sobre a adesão ao isolamento social durante a pandemia da COVID19 no ano de 2020. No entanto, o efeito encontrado na amostra total é bastante heterogêneo quando estimado em sub-grupos como gênero e faixa de renda, além haver alguma incerteza quanto a sua magnitude - e até o sinal do efeito - dependendo de como defino a variável dependente de isolamento. O modelo utilizado para estimar o efeito pode estar incorrendo em algum tipo de problema quanto a viés na estimação, mas vale o comentário que o efeito sobrevive como positivo e significativo após a introdução de diversos controles - fixos e variáveis no tempo - na regressão.

Em diálogo com potenciais formuladores de política pública no futuro, no caso de eventuais novas pandemias, epidemias ou algum outro evento que requer uma redução forçada da circulação de pessoas em grandes escalas, os resultados deste trabalho indica que o conferimento de benefícios sociais possui um efeito positivo sobre o cumprimento do isolamento (ainda que haja alguma incerteza quanto a magnitude do mesmo a depender da medida utilizada e da checagem de heterogeneidades), e por conseguinte na redução da mobilidade agregada, mas tal resultado deve ser encarado com modéstia em vista do efeito estimado não ter magnitude tão elevada assim.

Sobre possíveis extensões do presente trabalho, creio que um outro pesquisador, com o intuito de utilizar outra metodologia para a identificação do efeito de equilíbrio poderia tentar explorar as arbitrariedades da definição dos critérios do recebimento do auxílio para a partir daí potencialmente extrair uma variação exógena no tocante a provisão do benefício a partir de um esquema de regressão descontínua. Outra possibilidade de extensão seria a de tentar incluir no modelo variáveis de fora da COVID como número de casos, mortes, internações pela doença (nem que seja a nível da UF, a menor unidade geográfica de identificação da pesquisa) para controlar por inclinações subjetivas do indivíduo em cumprir o isolamento em vista de mudanças nos números relacionados à disseminação da doença.

9 Apêndice: Fraude no Auxílio Emergencial

Apesar de não ser diretamente relacionado à pergunta principal que tento responder ao longo do trabalho, uma estimativa interessante que pode ser gerada a partir dos microdados da COVID diz respeito a prática de fraudes na solicitação de recebimento do benefício do auxílio emergencial. Como os dados são reportados a nível dos indivíduos, há informações sobre esses que permitem averiguar se eles são elegíveis ou não para o recebimento do benefício (ainda que informações mais refinadas como enunciados nas regras do auxílio não estejam disponíveis, a maior parte delas, e provavelmente mais relevantes estão na base). Agregando a informação de elegíveis para o nível do domicílio (nível no qual é reportado a informação do auxílio), e partindo do pressuposto que os indivíduos não estejam mentindo nem sobre suas características (que servem de base para conferir elegibilidade) e sobre o valor do auxílio recebido no domicílio, de tal forma que contradições no tocante a elegibilidade e valor recebido possam surgir de forma plena, é possível gerar uma nova variável de valor do auxílio previsto a ser recebido no domicílio.

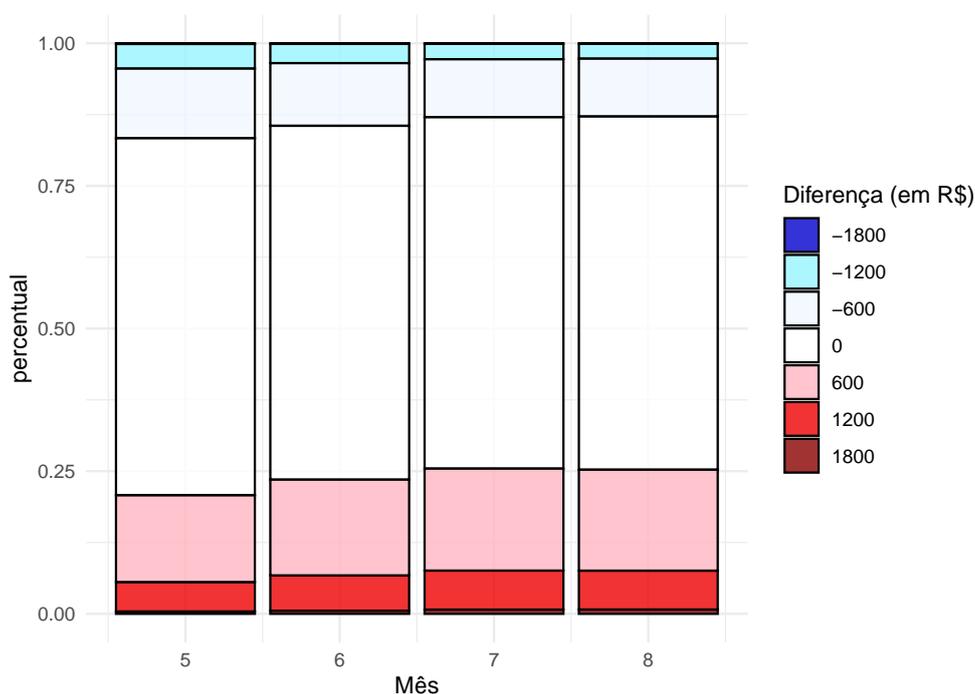


Figura 5 – Evolução no Tempo das Fraudes Estimadas no Auxílio Emergencial

Fazendo a diferença entre valor recebido e previsto, encontramos uma estimativa do quanto determinado domicílio recebeu a mais ou a menos do que o previsto. O resultado com as percentuais de domicílios que receberam a mais, a menos ou na medida do previsto

o auxílio ao longo dos meses encontra-se na Figura 5. Optei por reportar apenas até o mês oito para não entrar na complexidade de lidar com as parcelas reduzidas de R\$ 300 a partir de setembro. Em diferentes tons de azul, os domicílios que receberam efetivamente menos do que o previsto, e em vermelho os que receberam a mais. Em média, 65% dos domicílios receberam o auxílio na medida do previsto, ou seja, a maioria deles, mas ainda assim por volta de 25% receberam a mais do que deviam, e uma minoria em média de 12.5% receberam a menos. Vale notar que não há grandes variações nessas proporções ao longo do tempo, apesar de ser possível de notar uma pequena tendência de alta na proporção de possíveis fraudadores em detrimento daqueles que receberam a menos do que o previsto. Fazendo a soma dessas diferenças, sejam elas positivas ou negativas, chegamos no resultado de que em média o governo pagou mais auxílio do que ele deveria segundo os critérios de recebimento estabelecidos: nesses 4 meses, a somatória da diferença ficou em aproximadamente R\$ 24 bi (valor nominal em 2020 sem considerar inflação nos meses) para além do que deveria ter sido pago. Lembro aqui que a estimativa é certamente um pouco imprecisa já que nem todos os critérios do auxílio estão disponíveis na base, além do fato de que o próprio pagamento do auxílio se deu de maneira significativamente disforme ao longo do tempo, ressaltando para os diversos relatos de atraso no pagamento.

Referências

ALBANI, Vinicius; ALBANI, Roseani; BOBKO, Nara; MASSAD, Eduardo; ZUBELLI, Jorge. On the Role of Financial Support Programs in Mitigating the Sars-CoV-2 Spread in Brazil. **BMC Public Health**, EUA, Nov, 2021.

BESLEY, Timothy; DRAY, Sacha. Pandemic responsiveness: Evidence from social distancing and lockdown policy during COVID-19. **PLoS One**, EUA, Mai, 2022.

BRODEUR, Abel; GRAY, David; ISLAM, Anik; BHUIYAN, Suraiya. A literature review of the economics of COVID-19. **Journal of Economic Surveys**, Canadá, Vol. 35, No. 4, p. 1007-1044, Abr, 2021.

BROTHERHOOD, Luiz; CAVALCANTI, Tiago; MATA, Daniel; SANTOS, Cezar. Slums and pandemics. **Journal of Development Economics**, EUA, Vol. 157, Jun, 2022.

GUPTA, Sumedha; SIMON, Kosali; WING, Coady. Mandated and Voluntary Social Distancing During The COVID-19 Epidemic: A Review. **NBER**, EUA, No. 28139, Nov, 2020.

LINS-FILHO, Paulo; ARAÚJO, Millena; MACÊDO, Thuanny; MELO, Maria; FERREIRA, Andressa; SILVA, Elizabeth; FREITAS, Jaciel; CALDAS, Arnaldo. The impact of socioeconomic vulnerability on COVID-19 outcomes and social distancing in Brazil. **SciELO Preprints**, Brasil, 2020.

MALONEY, William; TASKIN, Temel. Determinants of Social Distancing and Economic Activity during COVID-19: A Global View. **World Bank Policy Research**, EUA, No. 9242, Mai, 2020.

MONTIEL, Jair. Auxílio Emergencial e Isolamento Social na Pandemia de COVID-19 no estado do Rio Grande do Sul. **UFRGS**, Brasil, Out, 2021.

MORAES, Rodrigo. Determinants of physical distancing during the covid-19 epidemic in Brazil: effects from mandatory rules, numbers of cases and duration of rules. **Ciência & Saúde Coletiva**, Brasil, Vol. 25, No. 9, Set, 2020.

MOTIE, Golnaz; BIOLSI, Christopher. County-level Determinants of Social Distancing (or lack thereof) during the COVID-19 Pandemic. **Contemporary Economic Policy**, EUA, Vol. 39, No. 2, p. 264-279, Jul, 2020.

NATIVIDADE, Marcio; BERNARDES, Kionna; PEREIRA, Marcos; MIRANDA, Samilly; BERTOLDO, Juracy; TEIXEIRA, Maria; LIVRAMENTO, Humberto; ARAGÃO,

Erika. Distanciamento social e condições de vida na pandemia COVID-19 em Salvador-Bahia, Brasil. **Ciência & Saúde Coletiva**, Brasil, Vol. 25, No. 9, Set, 2020.

PAREAMENTO DE DADOS PNAD COVID19. **IBGEa**, 2020. Disponível em: <<https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv101725.pdf>>. Acesso em: 23 de jun. de 2022.

PESQUISA NACIONAL POR AMOSTRA DE DOMICÍLIOS - PNAD COVID19. **IBGE**. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/trabalho/27947-divulgacao-mensal-pnadcovid2.html?=&t=o-que-e>>. Acesso em: 3, maio e 2022.

PNAD CONTÍNUA - PESQUISA NACIONAL POR AMOSTRA DE DOMICÍLIOS CONTÍNUA. **IBGE**. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/trabalho/9173-pesquisa-nacional-por-amostra-de-domicilios-continua-trimestral.html?=&t=o-que-e>>. Acesso em: 3, maio e 2022.

PNAD COVID19 – PLANO AMOSTRAL E PONDERAÇÃO. **IBGEb**, 2020. Disponível em: <<https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv101726.pdf>>. Acesso em: 23 de jun. de 2022.

RAMOS, Guilherme; VIEITES, Yan; JACOB, Jorge; ANDRADE, Eduardo. Orientação política e apoio ao isolamento social durante a pandemia da COVID-19: evidências do Brasil. **Revista de Administração Pública**, Brasil, Vol. 54, No. 4, Ago, 2020.

RIBAS, Rafael; SOARES, Sergei. Sobre o Painel da Pesquisa Mensal de Emprego (PME) do IBGE. **Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA)**, Brasil, Ago, 2008.