



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS – CCSA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA DA UNIVERSIDADE
FEDERAL DE PERNAMBUCO – PIMES

PEDRO LUÍS ESCOBAR BRUSSI FILHO

TRAJETO CASA TRABALHO: uma análise do impacto do
communting na pandemia de Covid-19.

Recife - PE

2023

PEDRO LUÍS ESCOBAR BRUSSI FILHO

**TRAJETO CASA TRABALHO: uma análise do impacto do
communting na pandemia de Covid-19.**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Universidade Federal de Pernambuco - PIMES, como requisito parcial para obtenção do título de mestre em Economia.

Orientadora: Tatiane Almeida de Menezes

Recife - PE

2023

PEDRO LUÍS ESCOBAR BRUSSI FILHO

**TRAJETO CASA TRABALHO: UMA ANÁLISE DO IMPACTO
DO *COMMUNTING* NA PANDEMIA DE COVID-19.**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Universidade Federal de Pernambuco - PIMES, como requisito parcial para obtenção do título de mestre em Economia.

Aprovado em 03 de fevereiro de 2023

Prof^ª. Dr^ª. Tatiane Almeida De Menezes
(Orientadora)
Universidade Federal de Pernambuco

Prof^º. Dr. Raul da Mota Silveira Neto
(Examinador Interno)
Universidade Federal de Pernambuco

Prof^º. Dr. Julyan Gleyvison Machado Gouveia Lins
(Examinador Externo)
Universidade Federal da Bahia

AGRADECIMENTOS

Primeiramente agradeço à minha família por dar todo o apoio e possibilitar fazer tudo que conquistei durante a vida. Aos meus pais, Pedro Luís e Cibele, e minhas irmãs Juliana e Anna Luísa, por sempre incentivarem meus estudos e ouvirem todas minhas queixas e comemorações durante o mestrado. Agradeço também aos meus tios, tias, primos, primas, avôs e avós, que também fizeram parte da minha formação e me incentivaram na decisão de fazer o mestrado em outro estado.

Agradeço ao meu amigo José Sousa e a Clara Teixeira por me ajudarem a estudar para a Anpec e me estimularem a entrar para o mestrado.

Agradeço aos amigos que conheci durante o período de mestrado na UFPE que sem eles seria muito mais difícil para conseguir passar nas matérias do mestrado, todos os dias de estudos juntos mesmo a distância e todo o conhecimento trocado e a evolução que tivemos em conjunto. Principalmente David Francisco, Denis Fernandes, Lucas Garcia, Fernanda da Silva, Ângelo Antônio e Roberta Fernandes.

Agradeço aos integrantes do grupo que fez juntos essa base de dados, ao Manoel da Silva e ao André Coelho, que trabalhamos juntos no tratamento da base de dados e trocamos informações necessárias para a confecção do trabalho.

Agradeço também novamente a Anna Brussi por ajudar na confecção do resumo em inglês, e a Juliana Brussi, Elen dos Santos e Emily Wanzeller pela ajuda na revisão do texto em alguma fase da dissertação.

Agradeço também aos amigos que me acompanham de tempos mais longínquos e mesmo não participando diretamente do trabalho ouviram todas minhas lamúrias e comemorações, assim como alguns já citados. Obrigado, principalmente Nathália Mendes, Nathalia Moraes, Ingrid Ramalho, Thiago Campos, Ana Artine, Daniel Rivas, Tatiany Carvalho e tantos outros.

Agradeço à professora Tatiane Almeida de Menezes, que me orientou nessa dissertação, por sua paciência, disponibilidade e comprometimento e sem a sua orientação esse trabalho não seria possível. Agradeço aos professores que me deram aula nesse mestrado pois foram cruciais nessa jornada. E a todos os professores anteriores ao meu mestrado.

Agradeço também ao CNPQ pelo financiamento de bolsa que foi conquistado, sendo esse financiamento um diferencial para alunos do mestrado e doutorado em suas escolhas e vidas.

Um Muito Obrigado a Todos!

RESUMO

A presente dissertação objetivou analisar o efeito do tempo de *commuting* no contágio de Covid-19 em Recife. Foram utilizadas a base disponibilizada pela Secretaria da Saúde de Pernambuco, o Relatório Anual de Informações Sociais 2019 e o Censo de 2010 para a análise, realizada a nível individual e depois a nível de bairro. A localização do trabalho e da moradia foi obtida através do Código de Endereçamento Postal (CEP). Primeiramente, foi utilizado o modelo Logit para a análise a nível individual pois a variável dependente é binária. Foram realizados dois cenários, um considerando a Classificação Nacional de Atividades Econômicas e outro não a considerando. Como resultados observou-se que o formato da distribuição de casos entre os bairros de Recife, eles não seguem um padrão de distribuição normal, então o modelo Poisson foi escolhido para essa análise e os mesmos cenários foram feitos. Em todos os modelos e cenários a variável de interesse foi significativa a 10%. No segundo cenário do modelo Poisson, sendo o cenário com maior nível de controles, foi onde ela é considerada apresentou maior significância, sendo significativo a 5%, e obteve o resultado que a cada 10 minutos a mais gastos no traslado causa um aumento no risco de 3,88% para ser contagiado pelo Covid-19. Assim, o estudo concluiu que o tempo de *commuting* aumenta o risco de contágio.

Palavras-chave: Covid-19; saúde e desigualdade; commuting.

Classificação JEL: H75, I14, O18.

ABSTRACT

The present dissertation has aimed to analyze the effect of commuting time on the contagion of Covid-19 in Recife. The database provided by the Pernambuco Health Department, the 2019 Annual Social Information Report and the 2010 Census has used for the analysis, carried out at the individual level and then at the neighborhood level. The location of work and housing has obtained through the Postal Address Code (CEP). Firstly, the Logit model was used for the analysis at the individual level because the dependent variable is binary. Two scenarios have carried out, one considering the National Classification of Economic Activities and the other not considering it. As a result, it has observed that the format of the distribution of cases among the neighborhoods of Recife do not follow a normal distribution pattern, so the Poisson model has chosen for this analysis and the same scenarios have made. In all models and scenarios the variable of interest was significant at 10%. In the second scenario of the Poisson model, being the scenario with the highest level of controls, it was where it is considered to have the greatest significance, being significant at 5%, and obtained the result that every 10 more minutes spent in the transfer causes an increase in the risk of 3,88% to be infected by Covid-19. Thus, the study concluded that commuting time increases the risk of contagion.

Keywords: Covid-19, health and inequality, commuting.

JEL Classifications: H75, I14, O18.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Distribuição de casos	26
Figura 2 – Moradia	32
Figura 3- Contaminados	32
Figura 4- Porcentagem de Contaminados	32
Figura 5- Tempo de Deslocamento	32

LISTA DE TABELAS

Tabela 1- Descrição dos Dados Individuais.....	29
Tabela 2- Descrição dos Dados Bairros.....	31
Tabela 3- Regressões Logit e Poisson	33
Tabela 4- Testes de média e variância da distribuição Poisson.....	35

SUMÁRIO

1. Introdução.....	10
2. Revisão de Literatura.....	13
3. Metodologia.....	22
3.1 Descrição dos dados	22
3.2 Estratégia Empírica	25
3.2.1. Modelo Individual	25
3.2.2. Modelo de Contagem Poisson	26
4. Resultados.....	29
5. Conclusão	37
6. Referências	39
7. Apêndice A – Códigos CNAE.....	44

1. INTRODUÇÃO

A mobilidade sempre fez parte da história humana como um mecanismo de sobrevivência e conforto. Ao se ter um avanço as tecnologias relacionadas ao transporte, foi possível com que pessoas conseguissem trabalhar e morar em lugares distantes, tendo assim uma maior oferta de empregos para uma região.

Ao mesmo tempo, a mobilidade também sempre foi um meio em que as doenças se espalharam pelo mundo. Pois basta uma pessoa contaminada se deslocar para que elas cruzassem fronteiras naturais. E para as doenças infectocontagiosas respiratórias, o próprio transporte se torna um lugar onde se propaga o vírus.

A Covid-19 é uma doença infecto contagiosa respiratória, de alto grau de contágio, ela passa de um humano para o outro principalmente pelo ar, através das gotículas de saliva que ficam suspensas no ar ao se tossir, falar ou espirrar. No dia 22 de junho de 2021, o Brasil chegou à marca de 500 mil mortos por coronavírus, segundo dados do Ministério da Saúde. Pernambuco conta com mais de 15 mil mortos e Recife tem cerca dos 4 mil mortos do estado, segundo a Secretária da Saúde do Estado em seu boletim epidemiológico de COVID-19¹.

Para entender o desenvolvimento dessa doença, é determinante compreender tanto os aspectos biológicos quanto sociais. As principais medidas de prevenção e diminuição do contágio foram, uso de equipamentos de proteção individual como máscaras, que impedem que tanto os contaminados espalhem as gotículas de saliva que alojam o vírus quanto impede que uma pessoa saudável respire elas e fique doentes; a higiene pessoal que tem o efeito de ao se entrar em contato com o vírus seja por meio das mãos ou de suas roupas, ele seja morto antes de ter acesso à boca, aos olhos ou ao nariz, além de se evitar colocar as mãos no rosto; e o distanciamento social que evita a aproximação com as pessoas enfermas e ao sair de casa faz com que os indivíduos tenham uma distância de segurança, e aliado a máscara diminuí a chance de ser contaminado.

Portanto, este trabalho foca em entender se o tempo de deslocamento da casa para o trabalho eleva o risco de contaminação pela doença ao fazer com que essas pessoas de maneira direta ou indireta utilize menos das medidas de prevenção utilizadas. Pois, normalmente dentro do transporte público existe um alto contato entre as pessoas pelo fato de muitos indivíduos estão muito próximos durante um período considerável de tempo. Isso aliado ao fato que ao longo das viagens que uma pessoa faz no transporte público, os passageiros dessas viagens mudam constantemente, aumentando mais ainda o grau de exposição desse indivíduo ao se ter

¹RECIFE. SECRETARIA DE SAÚDE DO RECIFE. **Boletim Epidemiológico Novo Coronavírus (COVID-19)**, Nº 475, 2021.

contato com mais pessoas à medida que a utilização do transporte público se torna frequente (ANDO *et. al.*, 2021).

O argumento subjacente é que a utilização do transporte público com destino ao trabalho é uma importante fonte de contaminação, em virtude da alta exposição de todos os transeuntes principalmente nos horários de pico, o que ocorre com mais frequência na entrada e saída do trabalho (LIU, MILLER e SCHEFF, 2020). Dessa forma, quanto maior a distância para o trabalho maior o tempo de exposição e conseqüentemente maior a probabilidade de contrair a doença.

A mobilidade é um fator significativo para a infecção da doença, alguns trabalhos abordaram o tema tendo enfoque em particularidades diferentes. Os estudos de GLEASER *et. al.* (2020) e ALMAGRO *et al.* (2021) identificaram que um maior tempo fora de casa impacta de forma positiva o contágio e a hospitalização. Foi identificado um efeito vizinhança positivo nos trabalhos de MITZE e KOSFELD (2021) e SARKAR, EKARAN e DAS (2021). Relacionado a isso, o artigo de SAVINI *et. al.* (2020) obteve o resultado que a mudança de densidade temporária de alguns municípios por conta do trânsito casa-trabalho aumentou o risco de contágio quando a mesma aumenta.

Entretanto, esse trabalho se diferencia por captar o impacto apenas do transporte, e não o efeito de se contaminar no trabalho e levar a doença para o próprio bairro, e nem o impacto de um bairro levar a doença para outro bairro. Assim, o estudo coloca o transporte não como objeto secundário de contaminação, mas sim como objeto principal de estudo.

Foram feitos estudos pelo mundo em relação ao transporte público e a Covid-19, sendo que algumas características físicas foram importantes, como ônibus com menor ventilação tem maior contágio (GKIOTSALITIS e CATS, 2021). Assim como foi encontrado que viagens intermunicipais mais longas geravam um risco maior (HU *et. al.*, 2021).

O uso do transporte público também foi positivamente relacionado ao contágio tanto em ANDO *et. al.* (2021) analisando a Covid-19, como em TROKO *et al.* (2011) sobre o vírus influenza.

No Brasil o trabalho que mais se aproxima a essa dissertação é o artigo de DE NEGRI *et al.* (2021), sendo o único artigo brasileiro na presente dissertação a analisar o impacto de variáveis sociais no contágio de Covid-19. Em relação a mobilidade, uma pessoa morar na zona metropolitana do Rio de Janeiro teve impacto positivo no contágio. Assim, o estudo feito por essa dissertação busca contribuir para um assunto pouco estudado no Brasil.

Lançando mão de uma base de dados única composta por informações de indivíduos em um banco com mais de 800 mil linhas de pessoas contaminadas no estado de Pernambuco unida

a base da RAIS e o Censo de 2010, essa dissertação se propõe a analisar o efeito da distância casa trabalho sobre a probabilidade do indivíduo de se contaminar pela Covid-19.

A Região Metropolitana de Recife tem a terceira maior média de tempo de *commuting* entre as 10 Regiões Metropolitanas do país no ano de 2013, mesmo que Recife seja a quinta menor capital em termos de área. A cidade também está entre as 3 capitais mais antigas do Brasil e nesse século sofreu um grande processo de verticalização que ocorreu sem a expansão e melhoria do transporte público na mesma escala, potencializando o maior trânsito (DE MELO BARBOSA e NETO, 2017).

Essas características fazem com que a cidade seja propícia a análises de mobilidade urbana, além de delimitar o espaço com grande urbanização como ponto focal do estudo.

A pesquisa se fez primeiramente analisando os dados individuais, utilizando o modelo Logit para se fazer a análise. Como após todas as limpezas em relação a base de dados, a amostra de pessoas pode não representar cada bairro com o mesmo peso que ele tem na realidade, e assim a característica de poucos bairros podem se sobrepor a característica da cidade, foi feita também uma análise Poisson agregando os dados por bairro.

Assim a dissertação se divide para além dessa introdução em: revisão bibliográfica; metodologia, sendo a descrição dos dados e a estratégia empírica; consistindo em modelo individual e modelo de contagem; resultados e conclusão.

2. REVISÃO DE LITERATURA

Dia 30 de janeiro de 2020 a Organização Mundial da Saúde (OMS), seguindo as recomendações do Comitê de Emergência do órgão, declarou que o surto de Covid-19 era uma emergência de saúde pública de preocupação internacional. No dia 11 de março de 2020 a OMS lançou um comunicado que classifica a situação da Covid-19 como uma pandemia.

O fator de reprodução do vírus (R_0) deve ser maior que 1 para uma pandemia existir, e para que o contágio diminua esse fator tem que cair para menos que 1. No início da pandemia o R_0 da Covid-19 na China foi de 2,5 no começo do contágio local (ANDERSON *et al.*, 2020).

Durante quase todo o ano de 2020 não havia uma vacina ou um tratamento que fosse comprovadamente eficaz, então as medidas não farmacológicas eram as únicas políticas que os governos poderiam implementar para abaixar o contágio. Essas medidas podem ser tanto a nível governamental quanto ações pessoais: os governos podem proibir eventos em massa, como shows, jogos de futebol e etc., fechar temporariamente escolas e locais de trabalho, bloqueio de fronteiras, recomendação para as pessoas ficarem em casa, leis para que pessoas ou estabelecimentos sejam punidos caso não usem máscara ou tenham clientes que não estejam utilizando as máscaras, ou seja, medidas que ou aumente o distanciamento físico entre as pessoas, ou medidas que dificultem a possibilidade de que o vírus chegue às pessoas, através de protocolos de higiene e de limpeza ou de equipamento de proteção individual (EPI) para bloquear a passagem do vírus (SILVA *et al.*, 2020).

No Brasil, o Distrito Federal foi o primeiro lugar a tomar uma atitude para aumentar o isolamento físico entre as pessoas. No dia 11 de março de 2020 a capital federal decretou a suspensão de eventos com grande quantidade de pessoas e também a suspensão das aulas no sistema de educação. Na região havia 2 casos registrados da doença e no mesmo dia a OMS declarou que a Covid-19 era uma pandemia. A maioria dos outros estados da federação rapidamente editaram medidas para aumentar o isolamento físico nas duas semanas subsequentes, sendo que Recife suspendeu as aulas das escolas no dia 18 de março, quando a cidade registrava 7 casos confirmados de Covid-19 e 103 notificações de suspeita da doença (SILVA *et al.*, 2020).

Outro fator relevante para a análise é a recomendação e os decretos de obrigatoriedade de uso de máscaras. O governo de Pernambuco tornou obrigatório o uso de máscaras em 27 de abril de 2020, segundo reportagem da CBN Recife, e mesmo antes da obrigatoriedade, o uso de máscaras já era comum entre os brasileiros durante a pandemia.

Entretanto, para que as medidas não farmacológicas deem certo, diante do contexto desafiador da pandemia de COVID-19, é necessário também que a população entenda a importância dessas medidas, cumpra o isolamento físico e respeite as medidas de proteção individual, como usar máscaras. Então, mesmo que o governo promova medidas de isolamento físico e leis, o efeito dessas medidas será menos eficaz se a população não for convencida de respeitar esses protocolos e terem a confiança neles (ANDERSON *et al.*, 2020).

Uma das maneiras de diminuir a adesão da população às medidas de distanciamento físico e o uso dos hábitos de proteção individual como a máscara e a higienização frequente das mãos é o exemplo e discursos que líderes e governantes começaram a propagar colocando em xeque a gravidade da pandemia. Assim, o comportamento do presidente brasileiro, Jair Messias Bolsonaro, foi responsável por parte da queda da adesão das medidas de proteção por parte da população (ARRUDA *et al.*, 2020), ao negar o efeito protetivo dessa medida de proteção e ser ativamente contra o uso de máscaras ao vetar o uso obrigatório de máscaras em áreas públicas em todo o território nacional, e ter seu veto logo derrubado pelo Congresso Nacional, segundo matéria do G1.

Além disso, parte dos trabalhadores não pararam de trabalhar e nem foram remanejados para trabalhar à distância, isso pode ter algumas justificativas: porque eram serviços essenciais; porque o governo não proibiu aquele tipo de atividade; com o tempo, as primeiras medidas restritivas começaram a ser relaxadas; e porque a pessoa correndo um risco eminente de ser demitido se não comparecesse ao trabalho, por alguma dificuldade financeira, ou por não escolher passar um período com menor renda ou sem fonte de renda, decidiu continuar frequentando seu trabalho.

Segundo estudo realizado no Rio de Janeiro, algumas dessas categorias de trabalhadores acabaram concretizando o suposto risco maior de serem contaminados, principalmente as categorias que têm maior contato com público foram as mais afetadas pela doença. Entre essas profissões estão os que trabalham na saúde, na segurança e nos atacadistas e varejistas (DE NEGRI *et al.*, 2021).

Ao realizar o trabalho de maneira presencial a mobilidade dessa pessoa na cidade é maior que se ela trabalhasse de *homeoffice*. Com um traslado maior pela cidade essa pessoa aumenta sua exposição tanto no trabalho quanto no transporte, e essa mobilidade maior pela cidade é associado a um risco maior de contágio pelo vírus (GLEASER *et al.*, 2020).

Quando esse transporte acontece entre os bairro e lugares mais distantes, ele é responsável pelo efeito vizinhança do contágio, levando o vírus de um local para outro da cidade, fazendo assim com que a doença se espalhe pelo local e chegue em locais mais afastados

do epicentro da doença, resultado encontrado tanto em MITZE e KOSFELD (2021) como em SARKAR, EKCRAN e DAS (2021).

As medidas de isolamento físico contra o Covid-19 foram tomadas muito rapidamente e também duraram bastante tempo. Mesmo que tenham tido algum impacto na diminuição dos casos, a adesão da população não foi o bastante para a doença arrefecer de maneira abrupta. Com o passar do tempo, algumas medidas foram sendo relaxadas, inclusive em um momento de alta dos casos a época em alguns estados (MORAES, 2020), podendo isso ser tanto por pressões políticas pelo aumento da atividade econômica, quanto pela população ter se enfadado da duração das medidas de isolamento físico e irem relaxando os seus comportamentos de forma a pressionar o estado a relaxar suas leis. Porém, indica-se que ainda carecem de estudos para compreender melhor qual efeito causou o relaxamento das leis (SILVA *et al.*, 2020).

É importante abordar ainda quais fatores não biológicos são determinantes para um maior contágio da doença, pois dessa forma pode ser feita alguma política pública para mitigar esses efeitos, ou pelo menos estimar de maneira mais acurada o número de casos e a tendência da pandemia.

Homens têm normalmente mais risco, tanto de ser contaminado com a doença, como de morte em relação às mulheres. Comparativamente a elas, homens têm mais comorbidades, maior frequência de hábitos de riscos de saúde, como fumar cigarro e consumo de bebidas alcoólicas, trabalham com maior frequência em lugares de maior risco, e têm uma pior resposta imunológica. Além disso, mulheres têm maior costume de adotar prática de higiene nas mãos e de manter cuidados e hábitos de prevenção a doenças (BERMUDI *et al.*, 2020).

O risco de pessoas não-brancas contraírem Covid-19 também é maior que pessoas brancas. No caso do Rio de Janeiro, o coeficiente foi positivamente relacionado mesmo após considerar variáveis como renda, atividade laboral e se a pessoa mora na zona metropolitana ou não (DE NEGRI *et al.*, 2021). No caso de Nova Iorque, primeiramente o coeficiente foi positivamente relacionado com o risco de morte e hospitalização, entretanto quando se colocou as variáveis de qual setor a pessoa trabalha, pessoas por casa, horas fora da casa, tamanho da casa e bairro de moradia, o coeficiente caiu para perto de 0 sendo não significativo, indicando que as condições que essas pessoas normalmente estão submetidas são mais determinantes que fatores genéticos (ALMAGRO *et al.*, 2021).

Outro importante fator de risco é a idade. Ter mais que 60 anos de idade é um dos fatores de risco biológico de morte para Covid-19, por isso a idade é um dos fatores que eleva o risco de morte de uma pessoa (DE NEGRI *et al.*, 2021), entretanto, quando se analisou os dados por distrito em Bangladesh e o risco das pessoas daquele bairro pegarem Covid-19, quanto maior a

proporção de pessoas com mais de 60 anos no bairro, menos casos da doença existem, pois por terem naturalmente mais risco de morrer, tanto as próprias pessoas como seus amigos e familiares respeitam mais o isolamento físico e as medidas de proteção individual (SARKAR, EKARAN e DAS, 2021).

Com relação à escolaridade, em Bangladesh, o número de pessoas alfabetizadas não foi significante a 10% em relação ao contágio (SARKAR, EKARAN e DAS, 2021), entretanto, na pesquisa no Rio de Janeiro, mesmo que educação primária e secundária não tenham apresentado significância, o ensino superior completo diminuiu as chances de mortes por Covid-19 (DE NEGRI *et al.*, 2021), então esse impacto da educação e do conhecimento maior sobre a doença faz com que as regras de isolamento físico e proteção individual tenham maior adesão, mas esse efeito só é significante com o ensino superior.

No início da pandemia, principalmente durante as 4 primeiras semanas em São Paulo, o risco de morte de pessoas com alta renda eram os maiores da cidade, depois dessas 4 primeiras semanas o maior risco de morte passou a ser entre os grupos de pessoas com menor renda na cidade. Isso corrobora com a ideia de que nas primeiras semanas a doença contagiava principalmente quem havia viajado pro exterior e quem tinha maior contato com essas pessoas, e a partir do momento que a doença já havia criado uma sustentação própria na cidade, as pessoas com menor renda dispunham de menos maneiras de se proteger, além de serem mais vulneráveis a doença por frequentemente terem mais problemas de saúde, então, o maior risco de morte passou a ser entre as pessoas de baixa renda. Espera-se que esse evento não tenha acontecido apenas em São Paulo, mas em várias cidades ao redor do mundo (BERMUDI *et al.*, 2020).

Esse maior risco de contágio entre as pessoas de baixa renda pode estar associado ao número de pessoas que vivem na casa, de forma que o contágio entre os indivíduos da mesma casa é mais provável (BERMUDI *et al.*, 2020). Além disso, pessoas com a renda mais alta muitas vezes têm mais meios de organizar e se colocar em distanciamento. Geralmente têm uma segunda residência ou casa de campo onde pode ser mais fácil se isolar da própria família caso esteja doente, ou aliado a isso, indivíduos com mais renda são mais prováveis de terem a opção do trabalho modo *home office*, podendo permanecer em um lugar onde existe um menor risco de contágio (COVEN e GUPTA, 2020).

A densidade populacional do local também é um fator relevante para o contágio de Covid-19, pois quanto mais populoso é o bairro mais difícil é controlar o fluxo de pessoas e seguir protocolos de distanciamento físico, principalmente em supermercados ou transportes coletivos, ocasionando ainda a transmissão de a Covid-19 de um bairro para o outro. Pelo

transporte coletivo ser mais utilizado por pessoas de menor renda, essa pode ser mais uma das justificativas de que pessoas nesse segmento estejam mais expostas ao vírus (SARKAR, EKCRAN e DAS, 2021).

A densidade demográfica aliada a mobilidade do movimento de *commuting* também foi verificada como um dos fatores que causa maior contágio dentro de um país. Analisando os municípios da Itália e os movimentos das pessoas para o trabalho dentro do país como um fator que muda momentaneamente a densidade de um bairro, pois ela no horário comercial pode ser maior ou menor do que no horário noturno devido a um movimento de cidades dormitório, onde os trabalhadores apenas dormem em suas casas e passam a grande parte de seus dias em outras cidades. Essa densidade momentânea foi significativa como um risco maior para o município (SAVINI *et. al.*, 2020)

Foi analisado também a mobilidade dos municípios vizinhos para o município em questão como um fator de risco para uma nova onda dentro do próprio, e esse efeito foi significativo analisando os dados da Itália entre fevereiro e março, mostrando o tráfego entre as cidades como uma forma do vírus se espalhar pelo do país (SAVINI *et. al.*, 2020).

A distância do índice de isolamento social entre os grupos de renda mais alta e mais baixa é maior durante os dias da semana (LOU, SHEN e NIEMEIER, 2020). O que pode indicar alguns fatores: diferença de disponibilidade de fazer o *home office*; o meio que o trabalhador utiliza para ir para o trabalho não é o mesmo entre as rendas; o tempo gasto no local e; o tempo gasto com o *commuting*, que é o deslocamento da residência para trabalho e vice e versa, e o impacto disso como um incentivo para ficar mais tempo fora de casa. Considerando estes fatores a presente dissertação visa apenas capturar o efeito no contágio em relação ao tempo gasto no trajeto casa trabalho e os respectivos impactos desse tempo.

A demanda do transporte público foi duramente afetada pela pandemia, chegando a ter 70% de redução na demanda em algumas cidades do Reino Unido, e em algumas cidades da China, Estados Unidos e Irã a queda foi de 80%, chegando até a 90%, depois do *lockdown*, que é a medida de isolamento social mais severa, consistindo na restrição da circulação de pessoas de espaços públicos, permitindo apenas serviços essenciais estarem abertos, como supermercados, farmácias ou hospitais, sendo normalmente a punição para o não cumprimento da medida a multa. (BATSAS, 2020)

O número de visitas a estações de transporte, tanto de ônibus como de metrô, aumentou na camada mais pobre da população, que ganha menos de 10 mil dólares nos EUA, em comparação às outras camadas da população, que diminuiram o número de vezes que vão a outros lugares (LOU, SHEN e NIEMEIER, 2020). Dessa forma, aliado a outros estudos que

mostram que populações de mais baixa renda são mais contagiadas (SARKAR, EKARAN e DAS, 2021), o transporte coletivo é um provável fator de contágio para a população.

Um estudo em Nottingham analisou o impacto de ter utilizado ônibus ou trem em até 5 dias antes de ser contaminado, e o resultado encontrado na pesquisa foi uma correlação positiva entre o uso do ônibus e o risco do contágio. Além disso, foi encontrado uma relação negativa entre o uso frequente de transporte público e o contágio, e a explicação apresentada foi que as pessoas que utilizam mais o transporte público são mais expostas ao vírus, no caso o Influeza, já que possuem maior probabilidade de já terem anticorpos (TROKO *et al.*, 2011). Entretanto, em uma pandemia com um novo vírus isso seria um maior risco de impacto, pois como é impossível essas pessoas já terem se contaminado com o vírus anteriormente, elas não teriam esses anticorpos então seriam mais suscetíveis ao contágio por ter maior exposição.

A demanda por transporte público nos Estados Unidos foi muito mais sensível a ordens de ficar em casa que o estágio de contágio da pandemia, porque o ponto de queda acentuada do uso começou antes da contaminação comunitária, todavia, o contágio comunitário começou antes da demanda se estabilizar em um patamar inferior ao normal. Além disso, foi verificado uma queda de casos depois que a utilização de transporte público diminuiu comparado com outros estados onde não se teve essa ordem de ficar em casa e nem a diminuição da demanda por transporte público (LIU, MILLER e SCHEFF, 2020). É esperado que o mesmo efeito tenha ocorrido no Brasil.

A maior queda da demanda do transporte público ocorreu nos horários de pico, que são principalmente influenciados pelo trabalho e pela escola (LIU, MILLER e SCHEFF, 2020). Esses fatos aliados ao trabalho de LOU, SHEN e NIEMEIER (2020) em que se verificou que os grupos de renda mais altas diminuíram as idas as estações de transporte, como nos Estados Unidos a população de mais alta renda em tempos normais utiliza de forma significativa o transporte público (LIU, MILLER e SCHEFF, 2020) essa queda da demanda nos horários de pico não foi apenas devido à diminuição da demanda para ir à escola mas também foi influenciado pela queda da demanda em relação a ida ao trabalho.

Existem alguns estudos que demonstram que ônibus com menor ventilação é um fator de risco maior que ônibus com maior ventilação, pelo fato das gotículas que as pessoas soltam ao falar, tossir, espirrar ou até mesmo respirar - que são onde se tem o contágio dos vírus respiratórios - ficam um maior tempo em suspensão no ar no ambiente, aumentando assim o risco de contágio (GKIOTSALITIS e CATS, 2021).

Em um estudo analisando o contágio dentro de trens de alta velocidade na China no início da pandemia, no período de dezembro de 2019 até março de 2020, foi encontrado que

peças que sentaram na mesma fileira que alguém infectado tem maior risco de infecção que peças que sentaram em outras fileiras, além disso, peças que sentaram no banco adjacente ao doente tiveram bem mais chances de ser contaminadas que as que sentaram em outros bancos na mesma fileira (HU *et. al.*, 2021).

Além disso, o tempo de viagem também é um fator de maior contágio para o passageiro, em média a cada hora de viagem a mais existe um risco de 0,15% de ser infectado, com essa chance diminuindo com mais de 4 horas de viagem. Esse risco se refere a apenas uma viagem tomada pelo indivíduo, aumentando mais se a pessoa faz viagens frequentemente (HU *et. al.*, 2021).

Existe também uma percepção de risco das peças em relação ao transporte como uma forma de se contaminar pela doença. Um estudo feito no Canadá por meio de questionários entre as peças para serem preenchidos sobre qual o transporte predominantemente utilizado para ir à escola e ao trabalho antes e depois da pandemia, foi encontrado uma mudança significativa no meio utilizado, mesmo se for desconsiderado as peças que estão em teletrabalho ou não estão trabalhando por conta da pandemia. Enquanto diminuiu a porcentagem de peças que utilizam o transporte público e o carro compartilhado, o número de peças que vão a pé ao trabalho ou que vão de bicicleta aumentaram. Grande parte dessa mudança foi justificada pelas peças como uma forma de diminuir o risco de pegar Covid-19 (HARRIS e BRANION-CALLES, 2021).

As peças que utilizam o transporte público frequentemente no Japão relataram ter uma maior ansiedade pelo medo de ser infectado pelo vírus, além disso, tiveram mais medo de serem contaminadas no próprio transporte para o trabalho. Além do mais, as peças com viagens com mais de 15 kms relataram um maior temor em pegar Covid-19 no transporte público que as peças que percorrem menos de 15 kms para se chegar ao trabalho (ANDO *et. al.*, 2021).

O efeito do transporte é de menor magnitude quando comparado com o impacto do trabalho e da quantidade de peças que moram na mesma casa. No artigo de LAMB *et. al* 2021, não se pode chegar à conclusão baseado na mobilidade dos aparelhos móveis, que bairros com menores mobilidades tiveram menos casos. Entretanto, a análise não conteve o período onde houve a maior queda de mobilidade.

Todavia, em ALMAGRO *et al.*, 2021, o tempo fora de casa como uma medida de mobilidade também foi significativo para explicar o número de hospitalizações. O tempo fora de casa e o número de peças dentro da casa foram um dos principais fatores que impactaram num maior contágio entre negros e latinos em Nova York. Com base na localização do celular

foi verificado o tempo fora da região que foi considerada como o lar da pessoa, e mesmo agregando por código postal ou tomando essas medidas de movimentação de forma individual, elas foram significativas para o número de hospitalizações, também calculados pela localização da pessoa.

Quando agregado os dados por nível postal, o impacto da mobilidade diminui com o agravamento da pandemia, enquanto o efeito de casas lotadas ganha protagonismo. Entretanto, esse mesmo efeito não ocorreu em nível individual quando se comparou o grupo com menos deslocamento com o grupo com mais deslocamento, tendo um efeito consistente. A diferença entre os dois grupos aumentou com o agravamento da pandemia, tendo como efeito principal a mobilidade causando hospitalizações (ALMAGRO *et al.*, 2021).

Foi feito um estudo na Alemanha em que o efeito tanto de vizinhança quanto de *commuting* foi positivo. Foram agregados os dados em grupos para se definir as regiões e assim se ter o efeito de vizinhança e além disso, para se fazer o efeito do transporte para o trabalho foi fornecido pelo Instituto de Pesquisa em Edificações, Urbanismo e Desenvolvimento Espacial (*Bundesinstitut für Bau-, Stadt- und Raumforschung*, BBSR) a intensidade de fluxo desse *commuting* e assim feita uma matriz de pesos a ser utilizado. O impacto desse fator foi significativo tanto utilizando matrizes de vizinhança *queen* ou do inverso da distância, como quando se utilizado efeitos fixos de lugar e de tempo. (MITZE e KOSFELD, 2021).

A mobilidade de uma cidade está diretamente ligada ao contágio da mesma, principalmente quando a cidade tem uma integração entre seus bairros. Na cidade de Nova York foi encontrado resultados de que uma diminuição de 10% da mobilidade causou uma queda de 0,2 log pontos no contágio (GLEASER *et. al.*, 2020)

Além disso, o efeito do *commuting* foi significativamente maior no começo da pandemia que à medida que as semanas se passaram, diminuiu assim o impacto do *commuting* na contaminação de Covid-19. No entanto, o impacto de número de pessoas na mesma casa não sofre com esse efeito, não perdendo força com o tempo (MITZE e KOSFELD, 2021).

O transporte público teve impacto positivo no contágio de Covid-19, foi feita uma pesquisa do Japão através de um questionário na internet. Após a limpeza da base obteve 14038 pessoas na análise, sendo 64 diagnosticadas com Covid-19, onde as pessoas informavam tanto se utilizavam o transporte público quanto a localização do trabalho e de casa. Tendo o transporte público um impacto de 3,89% e de 4,17% na chance ajustada (ANDO *et. al.*, 2021).

A distância para o trabalho e o tempo não teve o mesmo resultado, enquanto eles aumentavam o risco de se contaminar era menor. Entretanto, isso é explicado por uma

particularidade do Japão, pois as viagens mais longas normalmente são utilizados os trens-balas e os trens expressos, e eles normalmente são menos cheios que os trens convencionais utilizados para distâncias menores para ir ao trabalho (ANDO *et. al.*, 2021). Esse evento não é esperado para se repetir na cidade de Recife pois os modais utilizados não seguem o mesmo padrão do Japão para longas distâncias.

Estudos que analisam a demanda do transporte público na pandemia são frequentes, entretanto, as pesquisas sobre transporte e contágio são mais escassas na literatura (GKIOTSALITIS e CATS, 2021). Portanto, essa dissertação busca contribuir para essa área e verificar se o próprio transporte casa-trabalho pode ser um fator de risco para a doença, colocando maior enfoque no transporte como possível local de contaminação e não apenas como um meio de se espalhar a doença entre locais, tendo como hipótese que um maior tempo gasto no transporte público é positivamente correlacionado com o contágio.

3. METODOLOGIA

3.1 DESCRIÇÃO DOS DADOS

O trabalho foi desenvolvido a partir da união de 3 bases de dados. O Sistema Único de Saúde (SUS) por meio da Secretaria de Saúde de Pernambuco forneceu uma amostra com as pessoas que foram espontaneamente fazer os testes de COVID-19 nos postos de coleta disponibilizados pelo estado (SUS-COVID), após devida aprovação no comitê de ética. O Censo Demográfico de 2010, e o Relatório Anual de Informações Sociais (RAIS) de 2019.

O SUS-COVID além de disponibilizar o CPF (Cadastro de Pessoa Física), e CEP dos pacientes, fornece também informações do resultado dos testes (positivo ou negativo) e algumas características socioeconômicas do paciente, como idade, sexo e raça. Com base na informação do CPF a RAIS e o SUS-COVID foram concatenados, após este procedimento, o CPF do paciente foi retirado e substituído por um código, para evitar identificação. O trabalho foi desenvolvido apenas com moradores da cidade do Recife que fizeram o PCR nos postos de coleta do estado entre março de 2020 até o dia 8 de maio de 2021, perfazendo um total de 94.900 testes positivos. É importante salientar que no boletim epidemiológico de COVID-19 da cidade, do dia 08/05/2021 constam 109.087 casos da doença. Ou seja, do universo de pessoas que testaram positivo na amostra corresponde a 87% do total de recifenses com COVID, no período do estudo.

As informações coletadas da RAIS foram: renda, sexo, raça/cor, anos de estudo. Para geolocalizar onde as pessoas moravam, foi utilizado o CEP, o mesmo tendo sido transformando em latitude e longitude por 3 métodos que se complementaram: via Google Maps; por um aplicativo dos Correios feito para ser utilizado em Python, chamado API Correios; e pelo CEP Aberto, que é uma base de dados colaborativa de geolocalização. Todos os 3 programas desenvolvidos foram feitos em Python. Se o CEP não foi geolocalizado após as 3 tentativas desenvolvidas acima essa pessoa foi retirada da amostra.

Foram retiradas da amostra: as pessoas do banco SUS-COVID que não foram encontradas na RAIS; os CEPs não identificados ou mal preenchidos; quem apareceu mais de uma vez no banco foi apagado, evitando assim dupla contagem; pessoas com renda maior que 20 mil reais mensais, com mais de 100 anos ou com menos de 14 também deixaram de pertencer a amostra.

A variável de interesse; tempo casa trabalho foi construída da seguinte forma: utilizando o STATA e o comando *georoute* pelo HERE foi encontrado o tempo gasto com transporte público no trajeto casa trabalho, calculando o tempo a pé até o ponto de ônibus ou trem e depois o tempo despendido no próprio transporte. A unidade de medida de tempo é em minutos e tem 3 casas decimais. Foram retirados valores maiores que 200 minutos, tanto por poder indicar que a pessoa não gasta aquele tempo de fato para chegar ao trabalho, podendo indicar um caminho muito longo a pé para um ponto de ônibus ou trem, de forma que a pessoa utiliza de outros meios para se fazer o trajeto, como para retirar valores muito discrepantes.

O tempo calculado é o menor encontrado pelo aplicativo. Assim, mesmo que a pessoa escolha o trajeto com maior tempo o estudo considerará o menor tempo possível por transporte público.

Os dados de educação foram construídos considerando apenas uma variável *dummy* de ensino superior, pois no estudo de SARKAR, EKARAN e DAS (2021), o número de pessoas alfabetizadas, embora tenha sido positivo na regressão, não apresentou significância a 10%. Além disso, no estudo de DE NEGRI *et al.* (2021), a educação primária e secundária não tiveram significância, entretanto o ensino superior completo diminuiu as chances de mortes por Covid-19.

O setor de atividade das empresas foi definido tomando por base a Classificação Nacional de Atividades Econômicas (CNAE)¹. Essas classificações foram feitas da mesma forma que em DE NEGRI *et al.* (2021) (detalhes encontram-se no apêndice 1).

Como o bairro de Recife Antigo não constavam suas informações sociais dentro do Censo de 2010, as observações dentro desse bairro foram excluídas da amostra, sendo apenas 27 pessoas dentro da base.

Dessa forma acima foram feitas as regressões com o modelo Logit.

Como a amostra de pessoas com covid-19 não é uma amostra aleatório embora seja bastante representativa, porquanto existem tipos de seleção que foram feitos. Pois ao se considerar apenas indivíduos que constam na RAIS, porque nela se encontra o endereço do trabalho, apenas quem tem emprego formal é selecionado. Além disso, ao se considerar o CEP informado pelo próprio apenas pessoas que sabem seu CEP e que foi feito um registro adequado pelo funcionário que o fichou estará na amostra, podendo isso fazer com que a amostra seja mais escolarizada que a população geral. Ao ter na amostra apenas pessoas que fizeram testes

¹ Como foi utilizada a RAIS identificada para tanto localizar o trabalho definir quanto a área do mesmo, somente pessoas com carteira de trabalho assinada participaram da amostra.

de Covid-19, pois apenas por esse documento foi possível localizar a residência dos trabalhadores, podendo pessoas com mais renda ou com determinados tipos de emprego que tenham mais facilidade no acesso aos testes ter mais chances de estar na amostra, ademais, a amostra consta com bem mais infectados que a sociedade tem proporcionalmente.

Como a amostra não é aleatória e alguns bairros podem estar super ou sub representados, por isso optou-se por um modelo de Poisson agregando as variáveis por bairros, pois como a regressão considera apenas as proporções dentro do próprio bairro a regressão sofre um impacto menor com esse efeito (WOOLDRIDGE, 2008).

Construídas as variáveis como descritas acima, as mesmas foram agregadas tirando suas médias por bairros. Exceto a variável dependente (número de casos de covid) que foi calculada contando o número de pessoas dentro de cada bairro que testaram positivo e a variável de exposição que foi somada as pessoas que tem dentro da amostra por bairro. Todas as variáveis estão descritas na tabela 1 e 2.

3.2 ESTRATÉGIA EMPÍRICA

3.2.1 MODELO INDIVIDUAL.

Como a variável endógena é binária, o modelo Logit foi utilizado. Que usa do formato de regressão abaixo:

$$f(y_i) = X\beta$$

Assim, o modelo logístico tem sua função de ligação com a fórmula abaixo:

$$f(y_i) = \ln\left(\frac{P}{1-P}\right)$$

O modelo é utilizado para quando a sua variável endógena é binária, pois ambos os modelos limitam o valor da previsão de $f(y_i)$ entre 0 e 1. Assim, quaisquer que sejam os valores encontrados para os estimadores o valor previsto de y ficará dentro desse intervalo.

Ambos os modelos utilizaram rigorosamente a mesma base de dados para a estimação e também as mesmas variáveis de controle, ficando assim:

$$\begin{aligned} f(y_i) = & \beta_0 + \text{tempo}_i\beta_1 + \text{sexo}_i\beta_2 + \text{idade}_i\beta_3 + \text{sessentaoumais}_i\beta_4 \\ & + \text{ensino superior}_i\beta_5 + \text{renda}_i\beta_6 + \text{negro}_i\beta_7 + \text{densidade}_i\beta_8 + X_C\beta_C \\ & + \epsilon_i \end{aligned}$$

Sendo o tempo_i o tempo para chegar ao trabalho, que é a variável de interesse do estudo, o sexo_i se a pessoa é homem, idade_i é a idade da pessoa, sessentaoumais_i é se o indivíduo tem 60 anos ou mais, ensino superior_i 1 para quem tem ensino superior, renda_i é a renda média encontrada na RAIS, negro_i se teve a autodeclaração de preto ou pardo, densidade_i é a densidade populacional do bairro, e a matriz X_C é em qual setor no CNAE o trabalhador está empregado, sendo o CNAE (conforme descrito no apêndice 1) o setor de atividade da empresa onde as pessoas trabalham, e ϵ o termo de erro. A variável endógena é a variável binária de se estar contaminado.

O resultado da regressão será dado em *Odds Ratio*, pois o modelo Logit se molda melhor a esse parâmetro, pois ao longo da regressão ele se mantém constante. Matematicamente ele se dá por (HOFFMANN, 2016):

$$OR = \frac{\frac{P_1}{1-P_1}}{\frac{P_0}{1-P_0}} = e^{\beta_j}$$

Sendo P_1 a probabilidade de ser contaminado com a mudança da variável explicativa, P_0 a probabilidade de ser contaminado sem essa mudança, e β_j o estimador.

Como os bairros podem estar sobre e sub representados na amostra, isso pode gerar um peso muito grande para determinados bairros em detrimento de outros. Assim, o resultado dessa regressão é condicionado ao bairro de maior representação, por isso foi feita a análise com o modelo de contagem, pois no modelo Poisson esse efeito não afeta diretamente as médias dos bairros para além das limitações anteriormente citadas (GREENE, 2012).

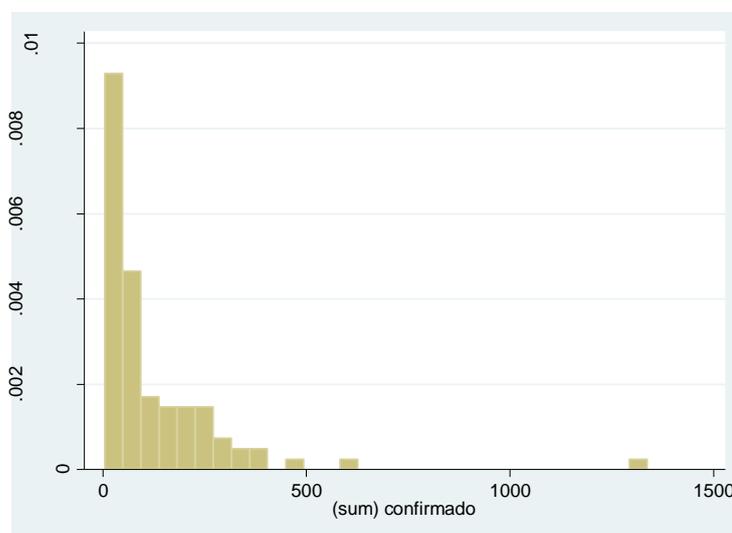
3.2.2 MODELO DE CONTAGEM POISSON.

Como a nossa variável não é aleatória e alguns bairros podem representar um peso muito maior na estimação pois eles podem estar sobre representados dentro da amostra, quanto outros bairros estão sub representados, então foi feita também uma regressão com o modelo de contagem agregando os dados por bairro para dar mais peso aos lugares onde as pessoas moram.

Por estar trabalhando com dados de contagem, foi escolhido o modelo de Poisson para fazer a estimativa, pois os dados não seguem uma distribuição normal e o número de casos estão concentrados em alguns bairros que são os epicentros de Covid-19 na cidade, enquanto em outros bairros o efeito de se pegar a doença pode ser considerado como um evento raro. Fazendo assim esse ser um modelo apto para a análise (WOOLDRIDGE, 2008). Utilizando-se assim, um modelo de contagem. Sendo a Poisson a fórmula abaixo:

$$f(y_i) = \frac{e^{-\lambda_i} \lambda_i^{y_i}}{y_i!}, \quad \lambda_i > 0; y_i = 0, 1, 2, \dots$$

Figura 1 - Distribuição de casos



Fonte: Elaboração própria com base nos dados da SES de 01/03/2020 a 08/05/2021, no Censo 2010 e na RAIS 2019, 2022

A Figura 1 ela demonstra que alguns poucos bairros tem um número elevado de casos da doença, enquanto a grande maioria dos bairros se concentra na parte inferior da distribuição de casos da cidade. Esse formato de distribuição se assemelha muito a uma distribuição Poisson e por isso dentro dos modelos de contagem ele foi o primeiro a ser escolhido, e isso foi corroborado com os testes de média e variância feitos que atestaram a escolha do modelo.

Foi utilizada uma variável de exposição, pois por dois motivos os dados são não paramétricos, tanto pelos bairros terem populações diferentes, assim como pela representação dentro da amostra não ser a exata a proporção da população de cada bairro em relação à população da cidade, pois bairros com renda maior ou com unidades básicas de saúde melhor localizadas podem estar mais bem representados dentro de amostra. Assim, foi escolhida a população dentro da amostra como variável de exposição, pois caso o contrário, se fosse utilizada a população do bairro como variável de exposição isso faria com que a diferença de distribuição entre a população real e a população da amostra viesasse o resultado da regressão ao dar um peso diferente a diferença de representação de ambos. Isso também foi um dos motivos para a escolha da análise de Poisson por bairros além da análise individual que pode estar sujeita a esse tipo de problema, pois o modelo Poisson corrige esse problema de forma mais direta e rápida com o termo de exposição (GREENE, 2012).

Ficando assim a regressão Poisson com todas as variáveis:

$$\begin{aligned} \ln(\lambda_i) = & \ln(\text{exposição}_i) + \text{tempo}_i\beta_1 + \text{sexo}_i\beta_2 + \text{idade}_i\beta_3 + \text{sessentaoumais}_i\beta_4 \\ & + \text{ensino superior}_i\beta_5 + \text{renda}_i\beta_6 + \text{negro}_i\beta_7 + \text{densidade}_i\beta_8 + X_C\beta_C \\ & + \epsilon_i \end{aligned}$$

Todas as variáveis na amostra são por bairro, exceto a densidade, sendo a exposição o número de pessoas, o tempo o tempo médio para chegar ao trabalho, sendo a variável de interesse da pesquisa, o sexo a porcentagem de homens, idade é a idade média, sessenta ou mais é a proporção de pessoas com 60 anos ou mais, ensino superior é a proporção de pessoas com ensino superior, renda é a renda média, negro é proporção de negros, densidade é a densidade populacional do bairro, e a matriz X_C é a proporção de cada um dos CNAE (conforme descrito no apêndice 1) sendo o setor de atividade da empresa onde as pessoas trabalham, e ϵ o termo de erro. A variável endógena é o número de casos de Covid-19 por bairro.

O resultado da regressão será dado em Razão de Prevalência, pois a regressão de Poisson se adapta melhor a esse resultado comparado com o *Odds Ratio*, pois o valor é o mesmo ao

longo de toda a curva. Existe uma leve diferença matemática entre eles, assim a Razão de Prevalência se dá por (HOFFMANN, 2016):

$$RP = \frac{P_1}{P_0} = e^{\beta_j}$$

Sendo P_1 a probabilidade de ser contaminado com a mudança da variável explicativa, P_0 a probabilidade de ser contaminado sem essa mudança, e β_j o estimador.

4. RESULTADOS

A descrição dos dados individuais encontra-se na tabela 1. Após a exclusão acima descrita existem 11551 pessoas que foram testadas positivo para Covid-19 das 35261 da amostra. Os valores de observações abaixo dos 35261, como os valores de raça e de profissão, significam que as observações não computadas estão como dados faltantes.

Para as informações de raça isso significa que a pessoa não informou sua raça para a base da Secretaria da Saúde. Para as informações de setor da empresa, isso significa que a RAIS não informou o setor da empresa, pois obrigatoriamente todas as pessoas dentro da base de dados final se encontra dentro da RAIS, pois do contrário não seria possível informar o tempo de deslocamento de alguém fora desse banco de dados pelo método descrito.

Tabela 1 - Descrição dos Dados Individuais

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Renda	35261	3429.889	3540.762	303.46	19988.6
Idade	35261	44.653	13.6018	14	82
Tempo	35261	47.7593	23.1677	0	194.933
Densidade populacional	35261	12892.72	5603.326	137.149	30289.1
Variáveis Binárias					
Sexo	35261	0.4439	0.4968	0	1
Covid	35261	0.3276	0.4693	0	1
Sessentaoumais	35261	0.1321	0.3386	0	1
Ensino superior	35261	0.4356	0.4958	0	1
Branco	28176	0.343	0.4747	0	1
Negro	28176	0.6102	0.4877	0	1
Agropecuaria e Pesca	34540	0.002	0.0447	0	1
Alimentacao Banco Juridica etc	34540	0.0985	0.298	0	1
Comerc Essencial	34540	0.0853	0.2794	0	1
Comercio NE	34540	0.0662	0.2486	0	1
Construcao	34540	0.0299	0.1703	0	1
Fab prod essenciais	34540	0.0149	0.121	0	1
Imprensa Informacao etc	34540	0.0375	0.19	0	1
Petro Gas e Biocombustiveis	34540	0.0003	0.0161	0	1
Prod Florestal e Ind NE	34540	0.025	0.1561	0	1
Seg e Def Civil	34540	0.0032	0.0566	0	1
Serv Publico	34540	0.2751	0.4466	0	1
Serv Saude	34540	0.1118	0.3151	0	1
Serv Utilidade Pub	34540	0.0099	0.0989	0	1
Servicos NE	34540	0.2069	0.4051	0	1
Transp cargas	34540	0.0337	0.1805	0	1

Fonte: Elaborada pelo autor com base nos dados da SES de 01/03/2020 a 08/05/2021, na RAIS 2019 e no Censo

A maioria das pessoas dentro da base de dados é feminina, dado que a variável Sexo considera se o indivíduo é do sexo masculino.

Dentre as pessoas que relataram sua raça, a maioria das pessoas são negras com cerca de 61% e os brancos cerca de 33%. Sendo o restante da população que declarou sua raça de amarelos e indígenas.

A descrição dos dados dos bairros encontra-se na tabela 2. Mesmo que os valores sejam diferentes, a distância entre eles não é considerável.

A média de tempo entre os bairros é de aproximadamente 48 minutos. A proporção média das pessoas com ensino superior é de 40% aproximadamente, a renda média é de R\$ 3192,00 e a média de idade 44 anos entre os bairros. Como são consideradas apenas pessoas dentro da RAIS isso explica a maior renda, maior idade e a maior percentagem de pessoas com ensino superior comparado a população de Recife de forma geral. Além disso, esse tipo de pessoa pode relatar seu CEP com maior precisão, e por isso também tem maior representação na amostra.

O setor com a maior quantidade na amostra é de serviços públicos, demonstrando que quem trabalha nesse tipo de lugar tende a relatar melhor seu local de residência que em outros serviços ou mora em lugares onde tem o endereçamento melhor definido. A sigla NE significa serviço não essencial.

A densidade demográfica está em pessoas por quilômetro quadrado.

Os dados da amostra não são capazes de detectar se a pessoa no período trabalhou de casa ou presencialmente, eles apenas detectam o local de trabalho pela RAIS 2019 e a moradia pela base SES onde a própria pessoa relatou o CEP em que ela reside.

Além disso, como a RAIS 2019 foi utilizada, pessoas que foram demitidas após esse período não foram retiradas da amostra, e as contratadas após esse período não foram adicionadas a ela.

Vale ressaltar, que o local de moradia é influenciado pelo local onde a pessoa trabalha, entretanto, essa influência afeta o contágio em grande parte pelo tempo gasto de *commuting*, pela renda que essa pessoa tem e pelo gênero, que são variáveis que já estão na análise.

Os bairros do Brejo do Beberibe e do Pau Ferro não tiveram nenhuma pessoa dentro da amostra, dessa forma eles não estão na regressão, além do bairro do Recife Antigo pelo fato de não ter sua densidade demográfica dentro do Censo de 2010, isso podendo ser mais claramente visto na Figura 5.

O bairro com maior número de pessoas na amostra e com maior número de casos é o de Boa Viagem, como mostra as figuras 2 e 3, e o bairro com maior taxa de infecção é o bairro de Paissandu com 67,7% das pessoas dentro da amostra contaminadas como é visto na figura 4.

A análise somente limita as pessoas ao município de Recife, entretanto, os locais onde as pessoas trabalham não são limitados pelo município, existindo locais de trabalho que são no entorno da cidade.

O tempo de deslocamento dos bairros mais distantes do centro são maiores que os dos bairros centrais, sendo que 4 bairros ficaram no último bloco da figura 5, sendo eles: Passarinho, Cohab, Dois Unidos e Linha do Tiro.

Tabela 2- Descrição dos Dados Bairros

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
npess	91	387.484	499.652	21	3617
Covid	91	126.934	173.19	5	1338
Tempo	91	48.1928	8.5273	33.2356	72.2789
Sessentaoumais	91	0.1313	0.0528	0.0323	0.2857
Idade	91	44.3567	3.3834	36.2161	51.6923
Ensino superior	91	0.3992	0.2182	0.0617	0.8763
Renda	91	3192.64	1490.27	1309.38	7374.83
Branco	91	0.3343	0.1353	0.0714	0.6552
Negro	91	0.6184	0.1265	0.3151	0.881
Sexo	91	0.4422	0.0667	0.24	0.6342
Densidade populacional	91	12441.6	6879.17	137.149	30289.1
Agropecuaria e Pesca	91	0.0019	0.0045	0	0.0357
Alimentacao Banco Juridica etc	91	0.1007	0.0397	0	0.2222
Comerc Essencial	91	0.0877	0.0364	0.0206	0.2
Comercio NE	91	0.0611	0.0307	0	0.1539
Construcao	91	0.0296	0.0162	0	0.1081
Fab prod essenciais	91	0.0153	0.0169	0	0.1333
Imprensa Informacao etc	91	0.0393	0.0166	0	0.0862
Petro Gas e Biocombustiveis	91	0.0002	0.0007	0	0.0052
Prod Florestal e Ind NE	91	0.0225	0.0167	0	0.0968
Seg e Def Civil	91	0.003	0.0068	0	0.04
Serv Publico	91	0.2665	0.0943	0.08	0.5
Serv Saude	91	0.1183	0.0409	0.0303	0.2727
Serv Utilidade Pub	91	0.0094	0.0093	0	0.0484
Servicos NE	91	0.2088	0.0402	0.0714	0.3182
Transp cargas	91	0.0358	0.0239	0	0.1081

Fonte: Elaborada pelo autor com base nos dados da SES de 01/03/2020 a 08/05/2021, na RAIS 2019 e no Censo

Figura 2 – Moradia

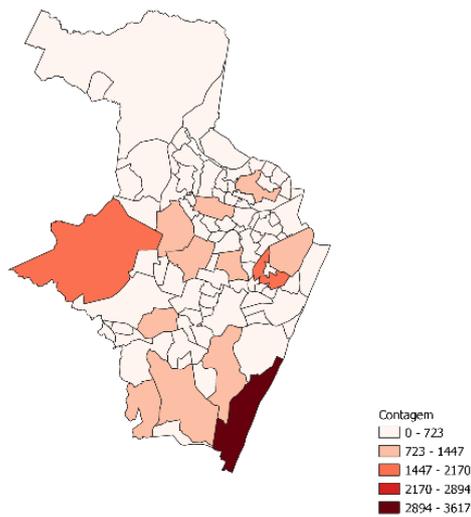


Figura 3- Contaminados

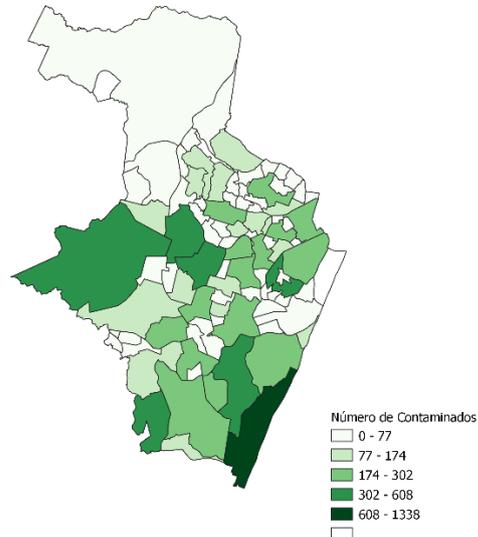


Figura 4- Porcentagem de Contaminados

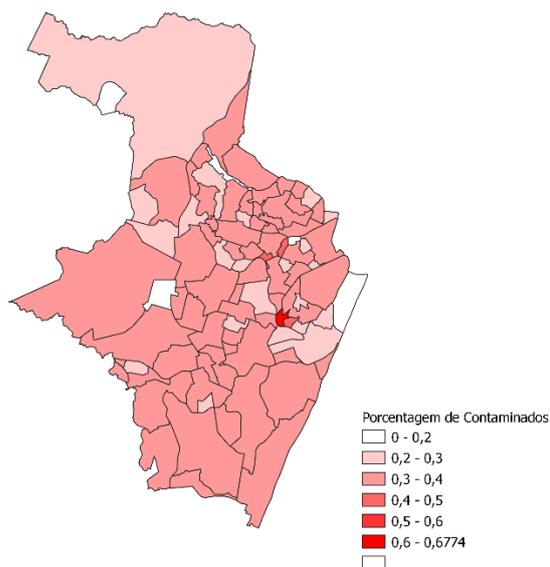
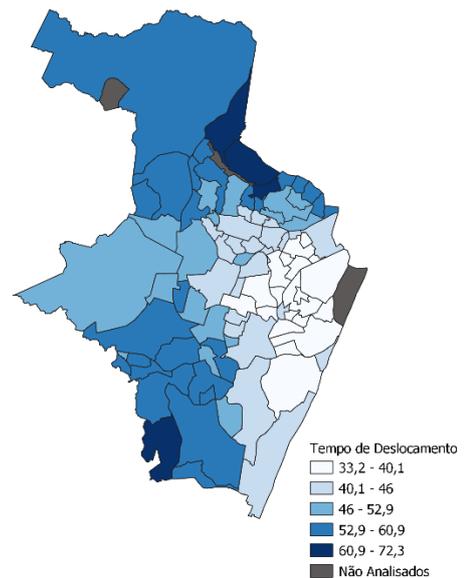


Figura 5- Tempo de Deslocamento



Fonte: Elaborada pelo autor com base nos dados da SES de 01/03/2020 a 08/05/2021, na RAIS 2019 e no Censo 2010, 2022

A variável dependente é o contágio, que foi verificado pelos testes feitos em Recife. As variáveis explicativas foram idade, renda, ensino superior, sessenta anos ou mais, sexo masculino, densidade populacional, negro, a CNAE e o tempo gasto para o trabalho que é a nossa variável de interesse.

Primeiramente foram feitas as regressões Logit considerando ou não as variáveis de setor de trabalho da empresa.

Tabela 3- Regressões Logit e Poisson

Cenários	Logit				Poisson			
	1º Cenário		2º Cenário		1º Cenário		2º Cenário	
Covid	<i>Odds Ratio</i>	P>z	<i>Odds Ratio</i>	P>z	RP	P>z	RP	P>z
tempo	1.00105	0.064	1.00099	0.087	1.00256	0.107	1.00388	0.034
sessentaoumais	0.88487	0.005	0.89527	0.012	1.29401	0.652	1.1688	0.804
idade	1.00827	0	1.00869	0	1.00343	0.768	1.01419	0.317
ensino superior	0.93793	0.033	0.95224	0.118	0.70907	0.247	0.7596	0.46
renda	1.00002	0	1.00002	0	1.00002	0.553	1.00004	0.295
negro	1.01623	0.547	1.01278	0.638	0.46423	0.005	0.58946	0.121
sexo	1.10763	0	1.1373	0	1.9717	0.042	1.82826	0.159
densidade	1	0.301	1	0.485	1	0.11	1	0.388
Variável de setor empresarial com base na CNAE	Não		Sim		Não		Sim	

Fonte: Elaboração própria com base nos dados da SES de 01/03/2020 a 08/05/2021, na RAIS 2019 e no Censo 2010, 2022

A pesquisa foi pensada para se analisar o tempo gasto para ir ao trabalho, dessa forma a análise das outras variáveis pela regressão pode não ser a mais adequada tanto por não corrigir problemas de endogeneidade ou problemas de variável omitida, tanto pelo fato da agregação ser feita com base na amostra, assim, um bairro com maioria branca na amostra poder ser um bairro com maioria negra na realidade.

Em todos os cenários do modelo Logit a variável de interesse de tempo de deslocamento foi significativa, em ambos os casos o efeito do tempo foi positivamente correlacionado com o contágio.

Mesmo perdendo um pouco a magnitude do impacto com 0,006%, o efeito não deixa de ser significativo adicionando os efeitos fixos de atividade empresarial. Como a regressão está por minutos, o *Odds Ratio* de 10 minutos a mais é de 1,05% sem os efeitos fixos, e de 0,99% com os efeitos fixos, como mostra a Tabela 3.

Como o número de casos não é distribuído de maneira normal na cidade e alguns bairros podem ser sobre-representados na regressão e como o bairro que a pessoa mora tem uma alta correlação com o tempo de deslocamento, foi realizada uma regressão com o modelo de Poisson, tanto para preservar a variabilidade do bairro quanto para diminuir esse peso na regressão.

Uma existe uma diferença de interpretação nos resultados do modelo Logit e do modelo Poisson. Pois por uma característica matemática o resultado em *Odds Ratio*, podendo ser traduzido como razão de chances, melhor se adapta a regressão Logit, enquanto a Razão de Prevalência se adapta melhor ao modelo Poisson. É possível utilizar o mesmo método em ambas as regressões, entretanto seria necessário acrescentar termos de interações que tanto dificultariam a regressão como o entendimento dos resultados (HOFFMANN, 2016).

Foram realizados 2 cenários, um em que não se considerava as *dummys* de atividade empresarial onde as pessoas do bairro trabalham como variável de controle e o outro em que ela era considerada.

No modelo Poisson, a variável de interesse teve o comportamento concordante com a hipótese da dissertação, mesmo que o efeito pareça pequeno, como a variável de tempo está em minutos esse efeito tem uma magnitude considerável, pois com uma diferença de 10 minutos de tempo para ir ao trabalho o risco de se pegar Covid-19 aumenta em 3,88%, no caso com atividade empresarial e de 2,56% no caso sem atividade empresarial.

Segundo a Tabela 1 a média é de aproximadamente 47 minutos e o desvio padrão é de 23 minutos, se a pessoa estiver um desvio padrão acima da média ela teria 8,82% de chances de ser contaminada pelo segundo cenário do modelo Poisson, como está na Tabela 3.

No primeiro caso a variável ficou bem próxima a ser aceita a 10% de significância, sendo que no segundo cenário a variável foi aceita com 5% de significância, sendo esse cenário com mais variáveis e com as variáveis de atividade empresarial do estabelecimento que a pessoa trabalha.

Diferente do caso Logit, na regressão Poisson as variáveis de atividade empresarial com base na CNAE não é uma *dummy*, é a porcentagem que aquela atividade tem em cada bairro na amostra, isso faz com que nesse caso a variável de interesse de tempo ganhe mais magnitude de impacto e maior significância.

Isso significa que a variável de setor da CNAE é correlacionada tanto com o tempo de deslocamento quanto com o risco de se pegar Covid-19, dessa forma, a omissão dessa variável levaria a uma estimação de β viesada para o tempo. Assim o cenário que melhor

descreve o real impacto da variável de tempo de deslocamento até o trabalho é o segundo cenário.

Em todos os modelos e em todos os cenários a variável de *commuting* foi significativa a 10% e teve a mesma direção de impacto, mostrando uma consistência na afirmativa que o tempo de deslocamento aumenta o risco de contágio. O maior efeito encontrado foi no segundo cenário de Poisson, as estimações com essa regressão tiveram um efeito maior possivelmente por conta da grande maioria dos casos de Covid da amostra se encontrarem concentrados em poucos bairros, diminuindo a variabilidade da variável de interesse que é o tempo para o trabalho. Além disso, o fato da amostra não representar a real distribuição das pessoas na cidade também pode ter ocasionado isso. Interpretando dessa forma, a regressão de Poisson foi a melhor regressão pois diminuiu possíveis problemas de não aleatoriedade da amostra.

Os mapas de tempo de deslocamento na Figura 5 e de porcentagem de contaminados na Figura 4 não apresentam uma semelhança clara, assim, esse efeito somente foi possível de ser visto quando adicionado outras variáveis de controle para a regressão como foi feita nas regressões na Tabela 3.

Esse efeito do tempo sobre o contágio pode ser tanto pelo fato de um maior tempo passado no transporte público significa um maior tempo de exposição, e essa maior exposição no transporte público aumenta o contágio, assim como esse maior tempo para se chegar em casa pode influenciar a pessoa a sair mais vezes tanto no horário de almoço como no período pós expediente, de forma que essa maior frequência em lugares públicos como restaurantes ou bares aumenta o risco de contágio.

Tabela 4- Testes de média e variância da distribuição Poisson.

	Deviance goodness-of-fit	Prob > chi2()	Pearson goodness-of-fit	Prob > chi2()
1º Cenário	87.83655	0.3095	90.10371	0.2531
2º Cenário	60.99834	0.7138	61.52711	0.6971

Fonte: Elaboração própria com base nos dados da SES de 01/03/2020 a 08/05/2021, na RAIS 2019 e no Censo 2010, 2022

Foram realizados os testes de *Deviance goodness-of-fit* e de *Pearson goodness-of-fit* para verificar se a média era igual a variância para constatar se o modelo de Poisson era um bom modelo para ser utilizado, como mostra a Tabela 4, sendo que essa é uma propriedade

do modelo de Poisson. Como ambos os testes em ambos os cenários deram não significativos a 10%, assim não é possível afirmar que a variância é diferente da média, logo o modelo Poisson é um bom modelo para a amostra.

Comparando o resultado de 3,88% de se pegar Covid-19 com o estudo mais próximo a esse que foi o estudo de ANDO *et. al.* (2021), que encontrou um efeito de 4,17% de risco maior ao se pegar transporte público. Entretanto, esse mesmo estudo encontrou que com a distância o risco diminuía, essa diferença se deve por no Japão ser mais frequente o modal de trem bala e trem de alta velocidade, que são menos cheios que os trens de distância menores, fator que não ocorre em Recife, não existindo essa tendência dos meios de transporte de maior deslocamento serem mais vazios. Assim a chance de ser contrair a doença aumenta com o tempo pois aumenta a exposição dessa pessoa.

Outro resultado a se destacar é o artigo de MITZE e KOSFELD (2021), pois foi encontrado um efeito de 20% de efeito de vizinhança com matrizes de mobilidade entre as cidades na Alemanha. Considerando que esse trabalho encontrou que o risco aumenta 3,88% com a distância, isso mostra que parte desses 20% de risco aumentado com *communting* entre os bairro é pelo contágio dentro do próprio meio de transporte, não sendo apenas um contágio que é ocasionado no local de trabalho e esse vírus apenas é transportado para o bairro de moradia.

5. CONCLUSÃO

Este trabalho visou contribuir para a literatura que tem se debruçado na investigação dos impactos de comportamentos e variáveis sociais no contágio de COVID-19 analisando se o tempo de deslocamento para o trabalho tem impacto no contágio da doença. Pretendeu-se, portanto, nessa análise contribuir para literatura sobre outras doenças respiratórias infecto contagiosas.

Foi analisada a cidade de Recife a nível de indivíduo e a nível de bairro, onde tanto a moradia como o local de trabalho foram identificados pelo CEP, assim como o trabalho da pessoa foi identificado pela RAIS 2019. Por esta base não ser do mesmo período da base de contágio faz com que o estudo tenha uma limitação.

Para captar o impacto do tempo de deslocamento, foram utilizadas as variáveis de controle de sessenta ou mais anos de idade, idade, ensino superior, remuneração, raça, sexo, densidade populacional e setor de atividade do local onde as pessoas trabalham

Primeiramente, foram utilizados o modelo Logit, pois a nível individual a variável é binária, considerando 2 cenários, um com a atividade empresarial e outro sem, em todos os casos a variável de tempo foi significativa.

Após o procedimento anterior foi feita outra regressão a nível de bairro. Foi utilizado um modelo de Poisson pelo formato da distribuição de casos entre os bairros e por ser um modelo de contagem, e após a estimação foram feitos testes para confirmar se seria possível afirmar se a variância foi diferente da média, como o resultado foi não significativo para 10% isso indicou que o modelo de Poisson era o correto.

A dissertação concluiu que o tempo para o trabalho foi significativo a 5%, e teve o impacto de 3,88% a mais de chances de ser contaminado por cada 10 minutos a mais gastos para ir ao trabalho, considerando o caso em que as variáveis de setor empresarial que as pessoas trabalham estavam incluídas no modelo.

Tal resultado, pode ser tanto pelo maior tempo de exposição dentro do transporte público afetar o contágio, assim como o fato que ao se demorar mais tempo para chegar em casa faz com que a pessoa passe a sair mais vezes para locais próximos ao trabalho.

Com a diminuição da demanda pelo transporte público, Recife diminuiu sua frota de ônibus em circulação durante a pandemia, G1 PE (2020). Entretanto, posteriormente a esse ato, era frequente que em horários de pico os ônibus encontravam-se lotados durante a pandemia, como podemos ver na matéria de Bianka Carvalho e Danilo César pela Tv Globo (2020). Esse evento se repetiu em algumas cidades brasileiras.

Como resultado dessa dissertação é possível concluir que tanto esse efeito causou impacto no aumento de casos de Covid-19, como também sugerir que um maior planejamento da frota e dos horários em que esses ônibus passam, principalmente em uma pandemia de um vírus respiratório, pode tanto diminuir o número de casos e aumentar o bem estar dessa pessoa quanto também diminuir o número de afastamentos em decorrência da doença para a empresa desses trabalhadores, ocasionando maiores custos de pessoal para a empresa, podendo isso ser minimizado com o aumento da oferta de ônibus em horários de pico.

6. REFERÊNCIAS

ALMAGRO, Milena; COVEN, Joshua; GUPTA, Arpit e ORANE HUTCHINSON, Angelo.

Disparities in COVID-19 Risk Exposure: Evidence from Geolocation Data **NYU Stern**

School of Business Forthcoming, 2021 Disponível em:

SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3695249> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3695249>

ANDERSON, Roy M. et al. How will country-based mitigation measures influence the course of the COVID-19 epidemic?. **The lancet**, v. 395, n. 10228, p. 931-934, 2020.

ANDO, Hajime et al. Effect of commuting on the risk of COVID-19 and COVID-19-induced anxiety in Japan, December 2020. **Archives of Public Health**, v. 79, n. 1, p. 1-10, 2021.

BATSAS, M. Public transport authorities and COVID-19, impact and response to a pandemic. **International Association of Public Transport, Australia/New Zealand**. 2020 Disponível em: <https://www.lek.com/sites/default/files/PDFs/COVID19-public-transport-impacts.pdf>. Acessado em 17 de maio de 2021.

BERMUDI, Patricia Marques Moralejo et al. Spatiotemporal ecological study of COVID-19 mortality in the city of São Paulo, Brazil: shifting of the high mortality risk from areas with the best to those with the worst socio-economic conditions. **Travel medicine and infectious disease**, v. 39, p. 101945, 2021.

CARVALHO, Bianka e CÉSAR, Danilo. Ônibus circulam lotados em meio à quarentena mais rígida no Grande Recife. **TV Globo**, 2020. Disponível em:

<https://g1.globo.com/pe/peernambuco/noticia/2020/05/20/onibus-circulam-lotados-em-meio-a-quarentena-mais-rigida-no-grande-recife.ghtml>. Acesso em: 17/10/2022.

CEP ABERTO. Disponível em: <https://www.cepaberto.com/>. Acessado em: 30/07/2021

DE ARRUDA, Rodrigo Gomes et al. Assessing the Impact of Social Distancing on Covid-19 Cases and Deaths in Brazil: na Instrumented Difference-in-Differences Approach. **Journal of Regional Science**. 2020

DE MELO BARBOSA, Marina Rogério; NETO, Raul da Mota Silveira. Adensamento urbano como condicionante da mobilidade: o caso da Região Metropolitana do Recife. **Revista Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos**, v. 11, n. 2, p. 233-250, 2017.

DE NEGRI, Fernanda. et al. Socioeconomic factors and the probability of death by Covid-19 in Brazil. **Journal of Public Health (Oxford, England)**, 2021.

GKIOTSALITIS, Konstantinos; CATS, Oded. Public transport planning adaption under the COVID-19 pandemic crisis: literature review of research needs and directions. **Transport Reviews**, v. 41, n. 3, p. 374-392, 2021.

GLAESER, Edward L.; GORBACK, Caitlin; REDDING, Stephen J. JUE insight: How much does COVID-19 increase with mobility? Evidence from New York and four other US cities. **Journal of Urban Economics**, p. 103292, 2020.

GRANDE Recife tem redução de 47% na frota de ônibus nas ruas por causa do coronavírus. **G1 PE**, 2020. Disponível em:

<https://g1.globo.com/pe/paranaguaba/noticia/2020/04/03/grande-recife-tem-reducao-de-47percent-na-frota-de-onibus-nas-ruas-por-causa-do-coronavirus.ghtml>. Acesso em: 17/10/2022

GREENE, William. *Econometric Analysis*. 7 Ed. **Pearson**. p. 847- 850, 2012

HARRIS, M. Anne; BRANION-CALLES, Michael. Changes in commute mode attributed to COVID-19 risk in Canadian National Survey Data. **Findings**, p. 19088, 2021.

HOFFMANN, Rodolfo. Odds Ratio versus Razão de Prevalências ou Modelo de Lógite versus Regressão de Poisson. **Segurança Alimentar e Nutricional**, v. 23, n. 1, p. 816-825, 2016.

HU, Maogui et al. Risk of coronavirus disease 2019 transmission in train passengers: an epidemiological and modeling study. **Clinical Infectious Diseases**, v. 72, n. 4, p. 604-610, 2021.

LAMB, Matthew R.; KANDULA, Sasikiran; SHAMAN, Jeffrey. Differential COVID-19 case positivity in New York City neighborhoods: Socioeconomic factors and mobility. **Influenza and Other Respiratory Viruses**, v. 15, n. 2, p. 209-217, 2021.

LIU, Luyu; MILLER, Harvey J.; SCHEFF, Jonathan. The impacts of COVID-19 pandemic on public transit demand in the United States. **Plos one**, v. 15, n. 11, p. e0242476, 2020.

LOU, Jiehong; SHEN, Xingchi; NIEMEIER, Deb. Are stay-at-home orders more difficult to follow for low-income groups?. **Journal of transport geography**, v. 89, p. 102894, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2020.102894>.

MEIRELES, Marina. Dois primeiros casos do novo coronavírus são confirmados em PE, diz Secretaria de Saúde. **G1 PE**, 2020. Disponível em: <https://g1.globo.com/pe/pernambuco/noticia/2020/03/12/primeiros-casos-de-coronavirus-sao-confirmados-pela-secretaria-de-saude-de-pernambuco.ghtml>. Acesso em: 25/06/2021.

MITZE, Timo; KOSFELD, Reinhold. The propagation effect of commuting to work in the spatial transmission of COVID-19. **Journal of geographical systems**, p. 1-27, 2021.

MORAES, R. F. Índice de medidas legais de distanciamento social. **Brasília: Ipea**, 2020. Disponível em: <http://tinyurl.com/ipeacoronavirus>.

PERNAMBUCO registra primeira morte de paciente com coronavírus e chega a 46 o número de casos confirmados. **G1 PE**, 2020. Disponível em: <https://g1.globo.com/pe/pernambuco/noticia/2020/03/25/pernambuco-registra-primeira-morte-de-paciente-com-coronavirus-e-chega-a-46-casos-confirmados.ghtml>. Acesso em: 25/06/2021.

PRIMEIRO anúncio de uma morte por Covid-19 no Brasil completa um ano. **G1**, 2021. Disponível em: <https://g1.globo.com/sp/sao-paulo/noticia/2021/03/17/anuncio-da-primeira-morte-por-covid-19-no-brasil-completa-um-ano.ghtml>. Acesso em: 25/06/2021.

RECIFE. SECRETARIA DE SAÚDE DO RECIFE. **Boletim Epidemiológico Novo Coronavírus (COVID-19), Nº 128**, 2021. Disponível em: https://cievsrecife.files.wordpress.com/2021/05/informe_covid-_recife-08-05-21.pdf.

ROCHA, Thiago Augusto Hernandez et al. Plano nacional de vacinação contra a COVID-19: uso de inteligência artificial espacial para superação de desafios. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 26, p. 1885-1898, 2021. Está disponível em: <http://www.cienciaesaudecoletiva.com.br/artigos/plano-nacional-de-vacinacao-contra-a-covid19-uso-de-inteligencia-artificial-espacial-para-superacao-de-desafios/17953?id=17953>

RODRIGUÊS, Alex. Ministério da Saúde confirma primeiro caso de coronavírus no Brasil. **Agência Brasil**, 2020. Disponível em: <https://agenciabrasil.ebc.com.br/saude/noticia/2020->

02/ministerio-da-saude-confirma-primeiro-caso-de-coronavirus-no-brasil. Acesso em: 25/06/2021.

RODRIGUES, Mateus. Bolsonaro contraria ciência e diz a apoiadores que eficácia de máscara é 'quase nenhuma'. **G1**, 2020. Disponível em: <https://g1.globo.com/politica/noticia/2020/08/19/bolsonaro-contraria-ciencia-e-diz-a-apoiadores-que-eficacia-de-mascara-e-quase-nenhuma.ghtml>. Acesso em: 17/08/2022.

SARKAR, Showmitra Kumar; EKRAM, Khondaker Mohammed Mohiuddin; DAS, Palash Chandra. Spatial modeling of COVID-19 transmission in Bangladesh. **Spatial Information Research**, p. 1-12, 2021. <https://doi.org/10.1007/s41324-021-00387-5>

SAVINI, Lara et al. A municipality-based approach using commuting census data to characterize the vulnerability to influenza-like epidemic: The COVID-19 application in Italy. **Microorganisms**, v. 8, n. 6, p. 911, 2020.

SEABRA, Deborah Maria; NETO, Raul da Mota Silveira; DE MENEZES, Tatiane Almeida. Amenidades urbanas e valor das residências: uma análise empírica para a cidade do Recife. **Economia Aplicada**, v. 20, n. 1, p. 143-169, 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.11606/1413-8050/ea147474>

SILVA, Lara Livia Santos da et al. Medidas de distanciamento social para o enfrentamento da COVID-19 no Brasil: caracterização e análise epidemiológica por estado. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 36, p. e00185020, 2020. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1590/0102-311X00185020>.

STATEMENT on the second meeting of the International Health Regulations (2005) Emergency Committee regarding the outbreak of novel coronavirus (2019-nCoV). **World Health Organization**, 2020. Disponível em: [https://www.who.int/news/item/30-01-2020-statement-on-the-second-meeting-of-the-international-health-regulations-\(2005\)-emergency-committee-regarding-the-outbreak-of-novel-coronavirus-\(2019-ncov\)](https://www.who.int/news/item/30-01-2020-statement-on-the-second-meeting-of-the-international-health-regulations-(2005)-emergency-committee-regarding-the-outbreak-of-novel-coronavirus-(2019-ncov)). Acesso em: 25/06/2021.

TROKO, Joy et al. Is public transport a risk factor for acute respiratory infection?. **BMC infectious diseases**, v. 11, n. 1, p. 1-6, 2011.

USO de máscaras agora é obrigatório em Pernambuco. **CBN RECIFE**. Disponível em: <https://www.cbnrecife.com/artigo/uso-de-mascaras-agora-e-obrigatorio-em-pernambuco>. Acesso em: 10/04/2022

WHO Director-General's opening remarks at the media briefing on COVID-19 - 11 March 2020. **World Health Organization**, 2020. Disponível em: <https://www.who.int/director-general/speeches/detail/who-director-general-s-opening-remarks-at-the-media-briefing-on-covid-19---11-march-2020>. Acesso em: 25/06/2021.

WOOLDRIDGE, Jeffrey M. Limited dependent variable models and sample selection corrections. *In*: WOOLDRIDGE, Jeffrey M. **Introductory econometrics: A modern approach**. 4 Ed. Cengage learning, 2008. p. 574-621.

7. APÊNDICE A – CODIGOS CNAE.

Os CNAEs foram distribuídos dessa forma:

- os códigos com começo 86, 87 ou 88 foram classificados como serviço de saúde;
- os códigos com começo 84248 e 84256 como segurança e defesa civil;
- os códigos que começavam de 49 a 53 ou com 771 foi definido como transporte de cargas;
- os códigos com começo 462, 463, 467, 469, 471, 472, 473, 474, 477 ou com começo 46117, 46125, 46133, 46176, 46184, 46443, 46451, 46460, 46648, 46818, 46826, 47610, 47849 foi definida como comércio essencial;
- os códigos com começo 38, 39, 56, 75 ou 642, 691, 801, 802, 811 ou 81214, 81290, 96033 foram definidas como alimentação, serviços bancários, serviços jurídicos e etc, todos agrupados em um grupo, os serviços de limpeza em geral estão nesse grupo;
- os códigos que começam com 10, 11, 21 ou 206, 266, 325 ou 17427, 32922 estão classificados como fabricação de produtos essenciais;
- os códigos que começam com 41, 42, 43, 71 estão classificados como construção;
- os códigos que começam com 35, 36, 37 estão classificados como serviço de utilidade pública;
- os códigos que começam com 01 e 03 estão classificados como agropecuária e pesca;
- os códigos que começam com 06, 19 e 091 estão classificados como petróleo, gás e biocombustíveis;
- os códigos que começam com 641, 841, 843 ou 84213, 84221, 84230 estão classificados como serviços públicos;
- os códigos que começam com 60, 61, 62, 63 ou 822, 951 ou 18113, 58123, 58131, 58221, 58239, 59111, 59120, 59138 estão classificados como serviços de imprensa e informações;
- os códigos que começam com 02, 05, 07, 08, 12, 13, 14, 15, 16, 22, 23, 24, 25, 27, 28, 29, 30, 31, 33 ou 099, 171, 172, 173, 182, 183, 201, 202, 203, 204, 205, 207, 209, 261, 262, 263, 264, 265, 267, 268, 321, 322, 323, 324 ou 17419, 17494, 18121, 18130, 32914, 32990 estão classificados como produção florestal e produção não essencial;

- os códigos que começam com 465, 475, 479 ou 46141, 46150, 46168, 46192, 46419, 46427, 46435, 46478, 46494, 46613, 46621, 46630, 46656, 46699, 46834, 46842, 46851, 46869, 46877, 46893, 47628, 47636, 47814, 47822, 47831, 47857, 47890 estão classificados como comércio não essencial;
- os códigos que começam com 55, 65, 66, 68, 70, 72, 73, 74, 78, 79, 85, 90, 91, 92, 93, 97, 99 ou 592, 643, 644, 645, 646, 647, 649, 692, 772, 773, 774, 803, 813, 821, 823, 829, 952 ou 58115, 58191, 58212, 58298, 59146, 81222, 96017, 96025, 96092 foram classificados como serviços não essenciais.