



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO

CAMPUS DO AGRESTE

NÚCLEO DE TECNOLOGIA

CENTRO ACADÊMICO DE CARUARU

RHUAN FELIPE VITORINO PEREIRA DA SILVA

**UTILIZAÇÃO DE MODELOS LINEARES GENERALIZADOS PARA ANÁLISE DA
INFLUÊNCIA DE DIFERENTES FATORES SOBRE O NÚMERO DE ÓBITOS
CAUSADOS PELA COVID-19 NO ESTADO DE PERNAMBUCO**

CARUARU

2022

RHUAN FELIPE VITORINO PEREIRA DA SILVA

**UTILIZAÇÃO DE MODELOS LINEARES GENERALIZADOS PARA ANÁLISE DA
INFLUÊNCIA DE DIFERENTES FATORES SOBRE O NÚMERO DE ÓBITOS
CAUSADOS PELA COVID-19 NO ESTADO DE PERNAMBUCO**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à Coordenação do Curso de Engenharia de Produção do Campus Agreste da Universidade Federal de Pernambuco – UFPE, na modalidade de monografia, como requisito parcial para a obtenção do grau de bacharel em Engenharia de Produção.

Área de Concentração: Engenharia

Orientador (a): Luciano Carlos Azevedo da Costa

CARUARU

2022

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do programa de geração automática do SIB/UFPE

Silva, Rhuan Felipe Vitorino Pereira da.

Utilização de modelos lineares generalizados para análise da influência de diferentes fatores sobre o número de óbitos causados pela COVID-19 no estado de Pernambuco / Rhuan Felipe Vitorino Pereira da Silva. - Caruaru, 2022.

64p. : il., tab.

Orientador(a): Luciano Carlos Azevedo da Costa

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) - Universidade Federal de Pernambuco, Centro Acadêmico do Agreste, Engenharia de Produção - Bacharelado, 2022.

Inclui referências, anexos.

1. Poisson. 2. COVID-19. 3. Vacina. 4. Óbitos. I. Costa, Luciano Carlos Azevedo da. (Orientação). II. Título.

620 CDD (22.ed.)

RHUAN FELIPE VITORINO PEREIRA DA SILVA

**UTILIZAÇÃO DE MODELOS LINEARES GENERALIZADOS PARA ANÁLISE DA
INFLUÊNCIA DE DIFERENTES FATORES SOBRE O NÚMERO DE ÓBITOS
CAUSADOS PELA COVID-19 NO ESTADO DE PERNAMBUCO**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à Coordenação do Curso de Engenharia de Produção do Campus Agreste da Universidade Federal de Pernambuco – UFPE, na modalidade de monografia, como requisito parcial para a obtenção do grau de bacharel em Engenharia de Produção.

Aprovada em: 17/05/2022.

BANCA EXAMINADORA

Prof^o. Dr. Luciano Carlos Azevedo da Costa (Orientador)
Universidade Federal de Pernambuco

Prof^o. Dr. José Leão Silva e Filho (Examinador Interno)
Universidade Federal de Pernambuco

Prof^o. Dr. Walton Pereira Coutinho (Examinador Interno)
Universidade Federal de Pernambuco

Dedico este trabalho à minha mãe Maria Joelma, ao meu pai José Humberto, ao meu irmão Lucas Ravell e à minha irmã Sarah Lohany, que sempre estiveram comigo ao longo de toda minha jornada, me dando força e coragem para superar cada desafio e alcançar meus objetivos.

AGRADECIMENTOS

Quero agradecer, primeiramente, à Deus que me sustentou e me deu forças para chegar até aqui, proporcionando tantas vitórias em meio à tantas lutas e dificuldades.

Também agradeço à minha família, aqueles que me acompanham no dia a dia: meu pai, meu irmão e minha irmã. De forma especial, agradeço a minha mãe, que é minha guia, minha inspiração e meu amparo. Sem ela eu não teria chegado até aqui. Diversas vezes, quando hesitei, ela fez questão de me abraçar e erguer minha cabeça para persistir em minhas metas e objetivos. A quem tenho tanto orgulho, espero proporcionar o mínimo que seja neste momento.

Gostaria de agradecer também a minha namorada, que é minha companheira de todas as horas, por me encorajar e sustentar nas horas difíceis, bem como desfrutar dos bons momentos sempre ao meu lado.

Agradeço, também, aos meus amigos, principalmente aqueles que estiveram mais presentes nesta minha trajetória. Eles que são de tantas cidades: Santa Cruz do Capibaribe, Bezerros, Caruaru, Sairé, Arcoverde, Juazeiro do Norte, Gravatá, Garanhuns, João Pessoa. Enfim. Agradeço imensamente a todos que se fizeram presentes e proporcionaram que esta minha caminhada fosse mais alegre, tranquila e suave, mesmo que na medida do possível. Sou inteiramente grato a cada um de vocês.

RESUMO

Diante do aumento discrepante no número de casos de COVID-19 no Brasil, no início do ano de 2022, chegando a um aumento de quase 700% se comparado ao início da pandemia, este trabalho teve por objetivo, utilizando Modelos Lineares Generalizados, estudar a relação existente entre uma variável dependente – Número de Óbitos – e um conjunto de variáveis independentes. Adotadas como relevantes à situação, estas variáveis independentes foram: o Número de Casos, a Quantidade de vacinas aplicadas de 1ª, 2ª, 3ª e Únicas doses, o Número de Leitos, os Investimentos em Saúde e a Densidade Populacional. Além disso, com o intuito de delimitar a área de foco deste estudo, centrou-se o mesmo no estado de Pernambuco, obtendo-se dados das secretarias de saúde e gestão pública de todos os seus 185 municípios. Sendo assim, foi possível identificar quais variáveis mais influenciam no número de mortes por Coronavírus, podendo ser estudadas em termos de auxílio na tomada de decisões de forma mais precisa e coerente, por parte dos líderes e órgãos de gestão em geral, no combate ao COVID-19.

Palavras-chave: Poisson; COVID-19; Vacina; Óbitos.

ABSTRACT

Faced with a considerable increase in the number of COVID-19 cases in Brazil, at the beginning of 2022, reaching an increase of almost 700% compared to the beginning of the pandemic, this work aimed at studying the relationship between a dependent variable – The number of Deaths – and a set of independent variables using Generalized Linear Models. These independent variables considered in this study were: the Number of Cases, the Quantity of 1st, 2nd + Single, 3rd doses of vaccines, the Number of Beds, Investments in Health, and Population Density. In addition, with the aim of delimiting the area of focus of this study, it was centered on the state of Pernambuco, obtaining data from the health and public management departments of all its 185 municipalities. Therefore, it was possible to identify which variables most influence the number of deaths from Coronavirus, which can be studied in terms of aid in decision-making in a more precise and coherent way, by leaders and management bodies in general, in the fight against COVID -19.

Keywords: Poisson; COVID-19; Vaccine; Deaths.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Proporção de óbitos entre os casos de COVID-19, sendo um indicativo da gravidade da doença ou agravo na população.	13
Figura 2	Mortes por Coronavírus no mundo (óbitos por milhões de pessoas).	15
Figura 3	Mortes por Coronavírus no Brasil (óbitos por milhões de pessoas).	16
Figura 4	Número de pessoas infectadas por Coronavírus no Brasil.	16
Figura 5	Índice de Letalidade do Coronavírus (número de óbitos por número de casos).	17
Figura 6	Número de óbitos por Coronavírus em Pernambuco.	17
Figura 7	Etapas de Desenvolvimento do Trabalho.	34
Figura 8	Histograma de Número de Óbitos.	38
Figura 9	Gráfico de Dispersão (Número de Casos Totais x Número de Óbitos).	39
Figura 10	Histograma de Número de Óbitos, retirando-se Recife da amostra.	40
Figura 11	Gráfico de Dispersão (Número de Casos Totais x Número de Óbitos), retirando-se Recife da amostra.	40
Figura 12	Gráfico de Dispersão (Primeira Dose x Número de Óbitos).	48
Figura 13	Gráfico de Dispersão (Segunda Dose x Número de Óbitos).	48
Figura 14	Gráfico de Dispersão (Densidade Populacional x Número de Óbitos).	49

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Média e valores mínimos e máximos dos dados utilizados.	37
Tabela 2	Coefficientes estimados e p-values correspondentes (primeira estimativa).	41
Tabela 3	Coefficientes estimados e p-values correspondentes (segunda estimativa).	42
Tabela 4	Coefficientes estimados e p-values correspondentes (terceira estimativa).	43
Tabela 5	Estimativas realizadas em cada remoção de dados da amostra e seus respectivos valores de AIC e de dispersão (quarta, quinta, sexta e sétima estimativa).	44
Tabela 6	Coefficientes estimados e p-values correspondentes (estimativa final).	45
Tabela 7	Coefficientes parciais de última estimativa realizada.	45

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	12
1.1	DEFINIÇÃO DO TEMA.....	12
1.2	OBJETIVOS.....	14
1.2.1	Objetivo Geral.....	14
1.2.2	Objetivos Específicos.....	14
1.3	JUSTIFICATIVA.....	15
1.4	ESTRUTURA DO TRABALHO.....	20
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	21
2.1	MODELOS DE REGRESSÃO LINEAR.....	21
2.2	MODELOS LINEARES GENERALIZADOS.....	23
2.3	REGRESSÃO DE POISSON.....	25
2.4	CRITÉRIO DE INFORMAÇÃO DE AKAIKE.....	27
2.5	TRABALHOS RELACIONADOS.....	28
3	METODOLOGIA.....	34
3.1	NATUREZA E CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA.....	34

3.2	ETAPAS DA PESQUISA.....	34
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	37
4.1	ANÁLISE DESCRITIVA DOS DADOS.....	37
4.2	ESTIMAÇÃO E INFERÊNCIA DO MODELO DE REGRESSÃO.....	41
4.3	DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.....	46
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS E LIMITAÇÕES.....	50
	REFERÊNCIAS.....	51
	ANEXO A - LISTA DE CIDADES, FONTES DE DADOS E DATA DE ACESSO	53

1. INTRODUÇÃO

1.1. DEFINIÇÃO DO TEMA

Sabe-se que a pandemia do COVID-19, vivenciada nos últimos anos, não foi, e muito menos será, a única ou última existente. Diversas outras já assolaram a terra, inclusive neste mesmo século, deixando sua marca e forçando a humanidade a evoluir científica e tecnologicamente, a fim de se adaptar e combatê-las em tempo hábil. Exemplos de três e pandemias citadas por Biernath (2020), são:

1. A Peste Bubônica, ou Peste Negra, cuja origem, segundo historiadores se deu na Ásia Central, devastou nações europeias, principalmente, e no mundo todo durante o século XIV. Não se sabendo ao certo, estimam-se mortes entre 75 e 200 milhões de pessoas.
2. A Gripe Espanhola, surgida no século passado (1918), mas sem localidade de origem confirmada, possuía sintomas similares aos da COVID-19 e chegou a provocar a morte de 40 a 50 milhões de pessoas no mundo inteiro.
3. E a Gripe Suína, a mais recente delas (2009), tendo sua origem no México, provocou milhares de mortes por todo o mundo. Poucos lembram, mas também foram fechadas escolas e diversos outros pontos de aglomeração de pessoas, não tanto quanto foram com o Coronavírus, mas em uma quantidade considerável.

Diante de tantas experiências já vivenciadas e do número de pessoas que morreram antes que uma cura ou alternativa de sobrevivência fosse criada, a humanidade se viu obrigada a dar mais valor à ciência e à razão, deixando de lado crenças populares que, por diversas vezes, geraram soluções insatisfatórias, e investir no avanço tecnocientífico.

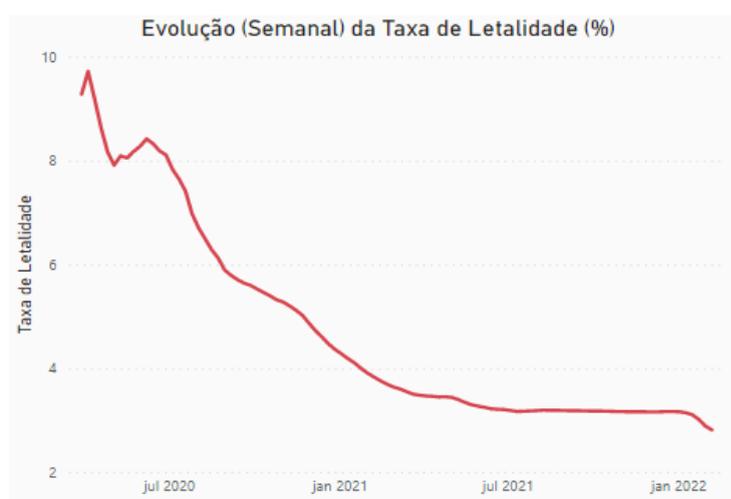
Sendo assim, para a pandemia do COVID-19, cuja origem se deu na cidade de Wuhan, na China em dezembro de 2019, em comparação com as pandemias aqui citadas e demais existentes, desenvolveu-se uma vacina em tempo recorde: em novembro de 2020 (11 meses depois do início da pandemia), foi anunciada na Rússia a vacinação de 100 mil voluntários. Destes, 20 mil pertenciam ao grupo participante do ensaio clínico de fase 3, em que se avaliava a cura e a sobrevida da solução proposta. Por meio desta vacinação, constatou-se uma eficácia de 95%.¹

¹ “Rússia diz que já vacinou 100 mil contra o Covid-19 e pretende chegar a 2 milhões ainda em dezembro”. Bem estar, G1. Publicado em: 04 de dezembro de 2020. Disponível em: <https://g1.globo.com/bemestar/vacina/noticia/2020/12/04/russia-diz-que-ja-vacinou-100-mil-pessoas-contr-a-covid-19-e-pretende-chegar-a-2-milhoes-ainda-em-dezembro.ghtml>

Nesse contexto, visto que todo o mundo se voltou para a busca não só de uma vacina eficaz, mas que fosse também eficiente, diversas outras foram desenvolvidas e aplicadas durante o ano de 2021 (Pfizer, Coronavac, entre outras). Sendo assim, até a elaboração deste documento, 52,6% da população mundial tinha sido vacinada por completo (duas doses ou dose única e dose reforço), segundo o site *Our World In Data* (2022). No Brasil, se compararmos os períodos entre janeiro de 2021 e janeiro de 2022, em termos de avanço do plano de imunização contra o COVID-19, pode-se constatar, segundo dados divulgados pelo Ministério da Saúde, que o índice de mortalidade pelo vírus caiu de 2,61% para 0,26%. Vale ressaltar que estas porcentagens seriam ainda menores se o número de casos, nos últimos meses, não tivesse aumentado em 684%, aproximadamente (BRONZE, 2022).

Um estudo realizado pelo Centro Estadual de Vigilância em Saúde (CEVS), no estado do Rio Grande do Sul, entre os meses de agosto e novembro de 2021, apontou uma redução de 87% no risco de morte por COVID-19 para pessoas com 20 anos ou mais que possuíam esquema vacinal completo (duas doses ou dose única). Já em idosos, tal redução foi de 95% para aqueles que haviam tomado a dose de reforço (SMS-RS, 23 de dezembro de 2021). Concentrando-se no estado de Pernambuco, foco deste estudo, segundo dados da Secretaria de Planejamento e Gestão (SEPLAG-PE), a taxa de letalidade do Coronavírus caiu drasticamente após o início das aplicações das vacinas, como demonstra a Figura 1:

Figura 1 - Proporção de óbitos entre os casos de COVID-19, sendo um indicativo da gravidade da doença ou agravo na população.



Fonte: SEPLAG-PE (06 de fevereiro de 2022).

Sendo assim, pode-se afirmar que o plano de imunização se mostra eficaz naquilo que se propõe. Porém, ainda assim, quando se analisa o número total de óbitos no Brasil e no mundo, percebe-se que este continua a aumentar, mesmo que em uma proporção menor, com relação às mortes registradas no início da pandemia. Nesse contexto, analisar e identificar as principais variáveis relacionadas com a perpetuação desta ameaça, pode permitir que sejam tomadas decisões adaptadas, e com um maior índice de eficiência, e para que assim, seja alcançada em um menor tempo sua erradicação.

Diante do exposto, este estudo tem por objetivo utilizar Modelos Lineares Generalizados a fim de identificar as principais variáveis que podem ajudar a explicar a variação no número de mortes causadas pela COVID-19. Como objeto de estudo, serão consideradas as cidades do estado de Pernambuco. Os dados utilizados nesta pesquisa são provenientes de bases de dados mantidas por secretarias do estado de Pernambuco. Dessa forma, pode-se assumir que tais dados fornecem uma boa representação da realidade, uma vez que é esperado que os gestores conheçam a todo instante a realidade vivida nas cidades do estado.

1.2. OBJETIVOS

1.2.1. Objetivo Geral

Auxiliar no aprimoramento do processo de tomada de decisão, relacionado com a proposição de medidas mais propícias e eficientes de combate à pandemia, por meio da estimação de Modelos Lineares Generalizados para identificar as principais variáveis relacionadas com o número de óbitos causados pelo coronavírus no estado de Pernambuco/BR.

1.2.2. Objetivos Específicos

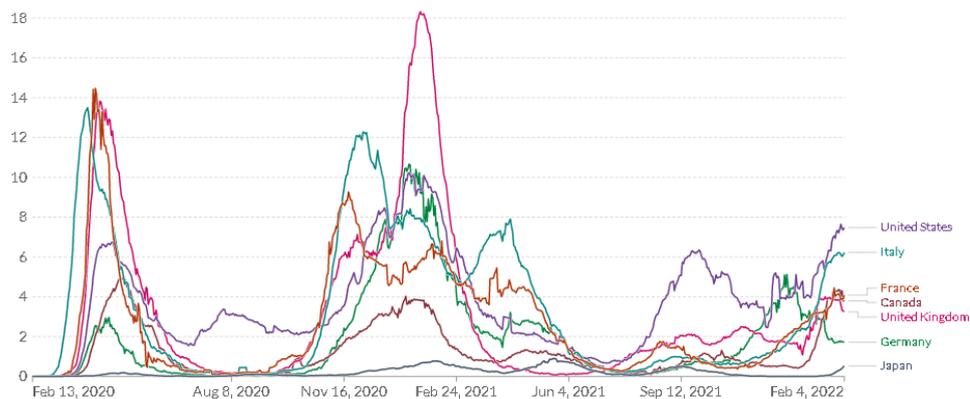
- Coletar dados das secretarias do estado de Pernambuco para construção da base de dados que será utilizada;
- Realizar um levantamento acerca das variáveis que podem ajudar a explicar a variação do número de mortes causadas pela COVID-19;
- Realizar uma análise descritiva das variáveis coletadas.

- Estimar Modelos Lineares Generalizados (MLG) por meio do software R;
- Identificar as principais variáveis relacionadas ao número de óbitos por COVID-19 em Pernambuco.
- Analisar os resultados obtidos por meio dos MLGs.

1.3. JUSTIFICATIVA

Qualquer um que tenha buscado informações sobre o panorama do COVID-19 no mundo no mês de fevereiro/2022 terá notado uma nova crescente no número de casos e, também, no número de óbitos. Estes últimos, no entanto, não foram tão altos como no início da pandemia, em 2020, ou no início das vacinações, em janeiro de 2021. Ainda assim, estes números foram alarmantes, como disposto na Figura 2, que mostra o número de óbitos por milhões de pessoas no mundo:

Figura 2 - Mortes por Coronavírus no mundo (óbitos por milhões de pessoas).



Fonte: *Our World in Data* (2022).

No Brasil, esta crescente foi um pouco menor, em comparação com os países indicados na Figura 2, sendo equivalente a menos de 25% do pico de óbitos datado de janeiro de 2021, como pode ser observado:

Figura 3 - Mortes por Coronavírus no Brasil (óbitos por milhões de pessoas).

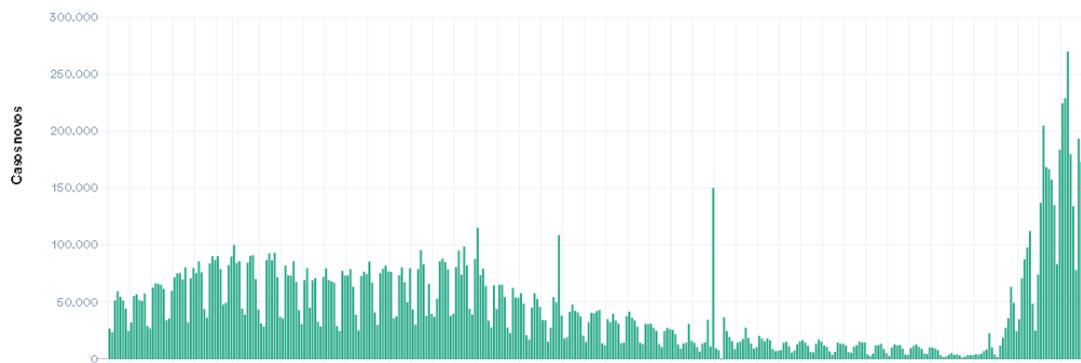


Fonte: Our World in Data (2022).

Quanto ao número de casos, pode-se observar que sua crescente é drasticamente maior do que qualquer outro período já vivenciado, como demonstrado na Figura 4, que mostra que o pico alcançado em 03 de fevereiro de 2022 foi de aproximadamente 298 mil:

Figura 4 - Número de pessoas infectadas por Coronavírus no Brasil.

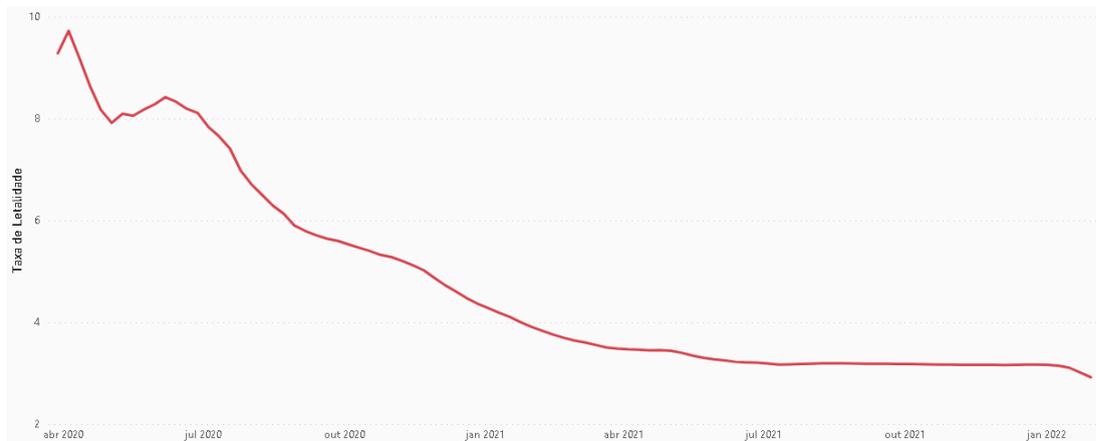
Casos novos de COVID-19 por data de notificação



Fonte: Painel Coronavírus (2022).

Mesmo diante deste drástico aumento no número de casos, observa-se uma queda bastante relevante no índice de letalidade do COVID-19 que, por exemplo, no estado de Pernambuco, reduziu-se em quase 67% (de 9,7 para 2,9). Esta redução está totalmente interligada à época de início da quarentena implementada por diversas nações mundo afora (entre dezembro de 2019 e fevereiro de 2020), incluindo o Brasil, e, também, das vacinações (a partir de janeiro de 2021) e vem se mantendo constante desde então, como pode ser observado na Figura 5:

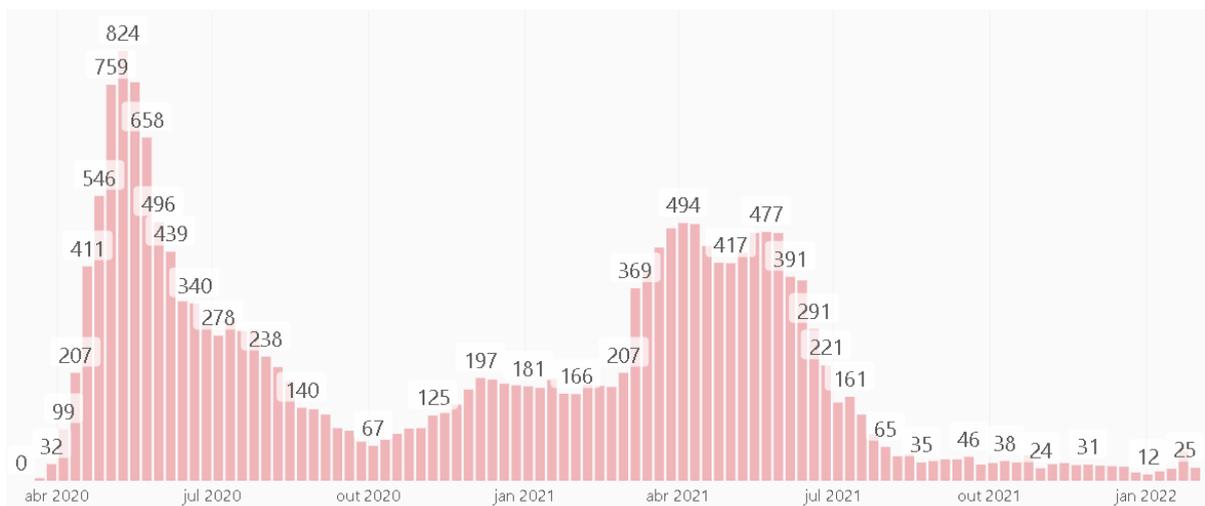
Figura 5 - Índice de Letalidade do Coronavírus (número de óbitos por número de casos).



Fonte: SEPLAG-PE (2022).

Com relação ao estado de Pernambuco, objeto deste estudo, tem-se uma baixa regular no número de óbitos, o que demonstra que as ações tomadas neste estado em específico estão sendo bastante eficazes, podendo servir como exemplo de eficácia dos métodos de combate ao Coronavírus, como mostra a Figura 6:

Figura 6 - Número de óbitos por Coronavírus em Pernambuco.



Fonte: SEPLAG-PE, 2022.

Pode-se perceber que o pico de óbitos (824), alcançado em maio de 2020, não foi mais atingido nos meses seguintes devido o isolamento social estabelecido previamente ao lançamento da primeira vacina, como medida de contingência da disseminação do vírus, reduzindo drasticamente o número de óbitos em outubro (67). Porém, este número voltou a aumentar entre novembro de 2020 (data de lançamento da primeira vacina em combate ao

Coronavírus na Rússia) e julho de 2021, dividindo-se em duas partes este período: a primeira, com cerca de 25% do valor de pico, e a segunda com cerca de 50% deste mesmo valor. Tal aumento pode estar relacionado a muitas variáveis das mais diversas áreas: economia, saúde, política, educação, entre outros. Cada uma destas impactando de forma negativa na prevenção e no combate ao Coronavírus, seja por necessidades econômicas por parte daqueles que necessitam trabalhar para sobreviver, seja por negacionismo, ou por não tratarem a situação com a seriedade necessária, por exemplo.

Por outro lado, não somente estes aspectos têm influência sobre os dados relacionados ao Coronavírus, mas também outras ações tomadas para o combate deste, e a negligência por parte daqueles que não colaboram com estas, refletem nas áreas citadas, principalmente no aspecto econômico. Segundo a Rede Brasileira de Pesquisas sobre Mudanças Climáticas Globais (Rede Clima), foram estimados a perda potencial de renda e de consumo no ciclo de vida das pessoas que faleceram devido ao COVID-19 (GOV.BR, 08 de outubro de 2021). Além disso, os impactos psicológicos causados nos sobreviventes e a preocupação com o que é essencial a vida como alimentação, saúde e medicamentos, refletirão na taxa de consumo que tenderá a cair nos próximos anos (FIOCRUZ, 2021).

Análises realizadas pelo Instituto Butantan (2022), por meio de um estudo realizado entre janeiro e outubro de 2021, indicaram um total de 59.763 casos confirmados, em que destes: 48.127 eram pessoas não vacinadas, 7.207 eram parcialmente imunizados e 4.429 possuíam o esquema vacinal completo. Além disso, dos 1.687 óbitos considerados, 1.269 eram de indivíduos não vacinados. Foram analisadas as taxas de letalidade em três modelos: o primeiro, de acordo com a idade dos participantes, o segundo relacionado ao esquema de vacinação que possuíam e, por fim, o terceiro, que considerava ambos os fatores. Além das constatações já citadas, observou-se que, por meio do terceiro modelo, a vacinação reduziu o número de mortes ocasionadas por COVID-19 em todas as faixas etárias, alcançando uma proporção de redução de 7,6% na mortalidade a cada 10% de aumento na cobertura vacinal. Sendo assim, este estudo confirmou tal relação entre vacinação e diminuição de mortalidade, apontada por outros trabalhos de mesmo tema já publicados, possibilitando a constatação de que 75% das mortes por COVID-19 estão ligadas a indivíduos não vacinados de todas as faixas etárias, em especial, para aqueles que possuem mais de 60 anos.

De acordo com o Portal da Transparência do Governo Federal, por meio da Controladoria Geral da União, durante o ano de 2021 foram investidos R\$ 102,49 bilhões em

todo o Brasil para combate ao COVID-19, dos quais R\$ 413.397.822,41 foram destinados ao estado de Pernambuco. Relacionando-se o total investido com os resultados obtidos por meio da vacinação e demais ações de combate ao Coronavírus, o estado de Pernambuco se encontra em status de decaimento do número de casos e de óbitos, segundo o painel Bem Estar - Coronavírus da G1 (2022), enquanto a Paraíba, estado vizinho que possui um total de R\$ 208.819.104,02 de investimentos em 2021, está em status de alerta (alta nos casos de contaminação). Considerando que o estado de Pernambuco possui mais do que o dobro da população total do estado da Paraíba (9,279 milhões e 3,944 milhões, respectivamente), é plausível que seus investimentos sejam proporcionais à isto. No entanto, nota-se que não é possível constatar, apenas com uma simples comparação entre dois estados o impacto causado pelos investimentos destinados ao combate do COVID-19 e os resultados alcançados no controle da pandemia. Devido a isto, pode-se notar a importância do levantamento desta informação utilizada neste trabalho, sendo trazida para o interior do estado de Pernambuco, comparando-se tais fatores entre as cidades deste.

Diante destas complicações que levaram aos aumentos indicados nos parágrafos anteriores, fica evidente a necessidade e a importância do uso de ferramentas que auxiliem na análise e constatação das principais causas e, conseqüentemente, permita uma tomada de decisões mais precisa, propondo melhorias para o atual cenário de combate ao Coronavírus. É neste contexto que será desenvolvido o estudo em questão.

Uma ferramenta da área de estatística, ou grupo destas, mais especificamente da análise de regressão, que se adequa ao propósito requerido neste trabalho, segundo Nelder e Wedderburn (1972), são justamente os Modelos Lineares Generalizados (MLGs). Os MLGs abrangem diversos modelos destinados ao tratamento de vários tipos de dados utilizados em trabalhos de cunho estatístico, seja segundo sua origem ou distribuição de seus resíduos. Em quaisquer desses casos é possível obter resultados mais satisfatórios do que os obtidos se fossem utilizados Modelos Lineares Normais, nos quais presumem certas condições para seu desenvolvimento – distribuição normal dos resíduos, por exemplo – que, na maioria das vezes, destoam da realidade.

Desta forma, com a realização deste estudo, deseja-se avaliar o papel da vacinação na redução da letalidade do Coronavírus, em todos os aspectos que a envolvem citados no decorrer deste trabalho. Por meio da implementação de MLGs utilizando-se o software R, tem-se por objetivo quantificar a relação existente entre o número de óbitos e outras variáveis

tais como: número de vacinas aplicadas de primeira dose, segunda dose + dose única e terceira dose; PIB; densidade populacional; número de leitos e investimento no combate ao COVID-19. Com o modelo desenvolvido será possível identificar as variáveis que mais impactam no número de mortes, o que, conseqüentemente, auxiliará na tomada de decisões por parte dos líderes, tanto das áreas pertencentes a este estudo, quanto às ações executadas e os projetos que ainda estão em fase de planejamento para que sejam mais eficientes no quesito de combate à pandemia.

1.4. ESTRUTURA DO TRABALHO

O restante deste Trabalho de Conclusão de Curso (TCC) está organizado como segue. Na Seção 2 é apresentada uma fundamentação teórica com ênfase nos Modelos Lineares Generalizados (MLGs), em especial àqueles referentes a Regressão de Poisson, e demais trabalhos estatísticos direcionados à análise das situações proporcionadas pela COVID-19 em outras partes do mundo. Na Seção 3, é apresentada a forma com a qual este trabalho foi desenvolvido, desde a identificação do problema até a aplicação do método estatístico utilizado e a análise dos resultados. Na Seção 4, são discutidos os resultados obtidos, retirando-se destas informações que ressaltam a importância da realização deste trabalho. E, por fim, na Seção 5 são apresentadas as limitações e demais conclusões a respeito do trabalho como um todo.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Nesta seção, revisa-se a literatura científica sobre conceitos e metodologias utilizadas, além da análise de tentativas recentes de usar métodos de otimização e outras ferramentas, quantitativas e qualitativas, a fim de ajudar tomadores de decisão a tomarem decisões melhores diante do atual cenário da COVID-19.

A Econometria, disciplina que considera métodos matemáticos e estatísticos em problemas de economia, possui como uma de suas ferramentas a Análise de Regressão. Por meio desta, é possível tomar ciência dos efeitos de uma ou mais variáveis sobre outras. Independentemente de terem uma relação causal ou não, pode-se estimar a relação existente entre as variáveis por meio de uma expressão matemática, facilitando a observação e análise e possibilitando uma tomada de decisão mais segura ou um melhor planejamento futuro (HOFFMANN, 2016).

Segundo Chein (2019), é possível observar os efeitos notáveis, e esperados, como também aqueles que muitas vezes passam despercebidos, ou que não se espera que possuam uma relação direta com a variável dependente analisada, intitulados “diferenças não observáveis”. Por exemplo, é notável que, caso o número de crimes em uma localidade aumente, o número de pessoas abordadas e presas na região também aumentará, devido a uma melhora no policiamento. Paralelamente, dados estatísticos mostram que o número de estudantes que fogem das escolas tem aumentado nas últimas semanas. É possível afirmar, com um alto percentual de razão, que o aumento de pessoas presas possui uma forte relação com o aumento no número de estudantes que fogem das escolas no dia a dia? Como dito, a Análise de Regressão é capaz de fornecer esta informação.

2.1. MODELOS DE REGRESSÃO LINEAR

Como mencionado anteriormente, a área da Econometria se mostra capaz de não somente facilitar o estudo de variáveis dependentes e independentes, mas também de abrir caminhos de conhecimento não pensados durante a fase de planejamento, ampliando a quantidade de soluções possíveis e, dessa forma, deixando mais favorável o campo de atuação dos tomadores de decisão envolvidos (CHEIN, 2019). Os modelos mais básicos são os de Regressão Linear Simples e Múltipla, que buscam estabelecer relações lineares entre as

variáveis “Y”, dependentes ou endógenas, e as variáveis “X”, independentes ou “regressoras”. A diferença entre tais modelos é justamente a quantidade de variáveis regressoras aplicadas na estimação. Em ambos, é determinada uma expressão matemática, a qual é possível manipular e realizar análises quanto à disposição dos dados e dos erros quando plotados em gráficos. Os erros são calculados a partir da diferença entre o valor real e o valor estimado pelo modelo.

A fórmula básica dos modelos de regressão linear é dada por:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 * X_1 + \beta_2 * X_2 + \dots + \beta_n * X_n$$

onde:

Y é a variável dependente (endógena);

X_i , com $i = 1, 2, \dots, n$ são as variáveis independentes (regressoras);

β_i , com $i = 1, 2, \dots, n$ são os coeficientes parciais das variáveis e indicam o quanto cada variável contribui para a variação da variável Y.

Para fins de adequação ao que é de conhecimento comum entre estudantes da área, em cursos que utilizam este tipo de análise, são formulados cenários mais simples que a realidade para a aplicação de seus métodos e ferramentas, como por exemplo, o principal deles, a suposição de que os resíduos do problema estudado, sendo este composto por variáveis contínuas, seguem uma distribuição normal. Este tipo de distribuição possui propriedades matemáticas convenientemente conhecidas. Além disso, sua disposição simétrica nos gráficos de representação é um importante fator para interpolação dos dados analisados (YAMAMOTO, 2021).

Nota-se que para problemas reais cujos resíduos, geralmente, não seguirão a distribuição normal, sendo regidos por outras mais complexas como Poisson e Exponencial, por exemplo, outros modelos de regressão, deverão ser utilizados para uma perfeita adaptação e, conseqüentemente, obtenção de resultados mais condizentes com a realidade, tornando-os, portanto, mais confiáveis para as decisões tomadas a seu respeito.

Os modelos mais propícios para utilização no foco deste estudo, voltado aos aumentos no número de casos e de mortes por COVID-19, são os Modelos Lineares Generalizados que serão mais bem explicados no subtópico que se segue.

2.2. MODELOS LINEARES GENERALIZADOS

Todo trabalho que envolva modelagem estatística necessita que o método utilizado seja adequado para o fim ao qual se destina e que seja de fácil compreensão, tanto para seus leitores quanto para aqueles que se basearão nele para trabalhos futuros, além de apresentarem resultados que representem fielmente a realidade. Nos modelos clássicos de regressão, os quais admitem a distribuição da variável dependente Y como sendo normal, as estimativas obtidas podem não ser boas representações dos reais efeitos de uma variável independente X sobre uma variável dependente. Sendo assim, a fim de aprimorar as técnicas estatísticas e obter resultados mais fidedignos, Nelder e Wedderburn (1972), demonstraram em seus trabalhos que diversas técnicas bastante conhecidas e utilizadas separadamente, podiam ser unificadas em uma classe de modelo de regressão. Dessa forma, um modelo generalizado se adequaria ao problema em questão por meio das informações disponíveis para sua solução, como o tipo de dados a serem trabalhados, por exemplo. Foi criada, então, uma extensão dos modelos clássicos de regressão, a qual nomearam de “Modelos Lineares Generalizados” (MLGs).

Estes modelos são compostos por uma componente aleatória, uma componente sistemática e uma função de ligação. Os componentes aleatórios são representados por um conjunto de variáveis Y_1, \dots, Y_n pertencentes a mesma distribuição, geralmente, da família exponencial. A fórmula base desta família é dada na seguinte forma:

$$f(\theta, \varphi) = \exp\{y\theta - b(\theta) a(\varphi) + c(y, \varphi)\} \quad (1)$$

Em que:

- y é a variável dependente;
- θ é o parâmetro natural (função ligação canônica);
- φ é o parâmetro de escala;
- a , b e c são funções específicas que determinam unicamente a distribuição.

Sendo assim, qualquer distribuição cuja densidade possa ser escrita na forma da equação (1) é pertencente à família exponencial, e a escolha desta distribuição depende

apenas do tipo de dados com os quais se pretende trabalhar. Para dados contínuos, utiliza-se a distribuição normal, gama e normal inversa. Já para proporções, utiliza-se a distribuição binomial. E, para contagens, como os dados utilizados neste trabalho, por exemplo, Poisson e binomial negativa. A presença desta família exponencial na teoria dos MLGs se dá pela versatilidade cedida ao modelo, permitindo incorporar dados diversos, como aqueles que demonstram assimetria ou que são de natureza discreta ou contínua.

Os componentes sistemáticos X_1, \dots, X_n , também chamados de variáveis explanatórias, são introduzidos na forma de uma soma linear de seus efeitos, após um planejamento do experimento a ser realizado, que gere modelos de regressão, de análise de variância e covariância para uma constatação prévia das relações existentes, ou não, com o componente aleatório ou entre si.

E, por fim, a função de ligação, como o próprio nome já sugere, rege adequadamente a relação estabelecida entre as duas componentes citadas, vinculando o valor esperado μ dos componentes aleatórios ao preditor linear η dos componentes sistemáticos. Preditores lineares são a relação multiplicativa entre os coeficientes de ajuste do modelo β e as variáveis explicativas ($\eta = \beta X$). A função de ligação não necessariamente deve ser uma função identidade, em que $\mu = \eta$, como nos modelos clássicos. A única restrição imposta sobre esta função é de que seja monotônica, ou seja, somente crescente ou decrescente.

Comumente, nos modelos clássicos de regressão, as estimações dos coeficientes β , para ajuste dos dados à reta de regressão, são realizados com base no método dos mínimos quadrados (MMQ), que minimizam a soma dos quadrados dos erros. Porém, nos MLGs estes coeficientes podem ser obtidos por meio do método de máxima verossimilhança – *Maximum Likelihood Estimates* (MLE) –, o qual consiste na maximização do valor da função de verossimilhança, igualando sua primeira derivada a zero. Esta função depende exclusivamente do tipo de distribuição dos dados utilizados (BATISTA, 2009). Sua utilização se dá pelas propriedades probabilísticas, favoráveis aos estudos estatísticos, que são:

1. Consistência: independentemente do tamanho da amostra utilizada, as MLE convergem em probabilidade para o valor dos coeficientes, ou seja, não são tendenciosas ou viciadas;
2. Eficiência assintótica: para grandes amostras, as MLE possuem a menor variância possível dentre as estimativas não-viciadas, por atingirem o limite inferior de variância, segundo o Teorema do Limite Inferior de Cramer-Rao;

3. Normalidade assintótica: as MLE convergem para distribuição gaussiana dependendo de quanto maior for a amostra utilizada;
4. Invariância: independente de uma MLE ser transformada para outra tipagem, os parâmetros obtidos ainda serão MLE.

Nos modelos clássicos de regressão, pressupõe-se o comportamento normal (mesma média e variância), homocedástico (variância constante dos erros) e independente (não possuem correlação) dos resíduos (GUJARATI e PORTER, 2008). Nos MLGs não é necessária a validação destes pressupostos, uma vez que tal constatação não é plausível diante dos dados que o método permite serem trabalhados. Além disso, assumir a normalidade dos resíduos implica em não considerar a natureza discreta dos dados, associar probabilidade nula a qualquer possível contagem e não-nula a valores negativos da variável em questão e não se dá importância a relação não constante entre variância e média presente nos dados de contagem, como os utilizados neste trabalho.

Diante do que foi supracitado a respeito dos MLGs, nota-se a perfeita adequação destes a situações reais quando se espera obter resultados mais assertivos, devido sua adaptação às informações disponíveis e versatilidade de utilização diante de cada situação. Sendo assim, optou-se por sua utilização, especificamente do MLG de distribuição de Poisson, por se tratar de dados discretos, referentes a situação atual do COVID-19.

2.3. REGRESSÃO DE POISSON

Como discutido na Seção 2.1, a escolha da distribuição a ser adotada se baseia no tipo dos dados com os quais se pretende trabalhar. Como este trabalho trata de dados discretos, referentes a uma contagem – número de casos e óbitos por COVID-19 –, optou-se pela distribuição mais convencional e que se encaixasse adequadamente com esse tipo de dado: a distribuição de Poisson.

Esta distribuição possui como fórmula base de probabilidade a que se segue:

$$P(Y = k) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^k}{k!} \quad (2)$$

Ou, traduzindo para os termos utilizados no estudo de Análise de Regressão, temos:

$$f(y; \mu) = \frac{e^{-\mu} \mu^y}{y!} \quad (3)$$

Em que:

- y é a variável dependente de valor inteiro e real ($y = 0, 1, 2, 3, \dots$);
- μ é a média de y .

Dessa forma, atribuindo os termos da Equação (3) aos da Equação (1), e sabendo-se que a distribuição de Poisson possui média e variância iguais ($\mu = \sigma^2$), tem-se a seguinte relação:

$$\theta = \log(\mu) \quad (4)$$

$$\mu = \sigma^2 = b(\theta) = \exp(\theta) \quad (5)$$

$$a(\varphi) = 1 \quad (6)$$

$$c(y, \varphi) = -\log(y!) \quad (7)$$

E, então, obtém-se a seguinte equação exponencial para a distribuição de Poisson:

$$f(y; \mu) = \exp [y \log (\mu) - \mu] - \log(y!) \quad (8)$$

O modelo log-linear é definido pela distribuição de Poisson como sendo $\log \log (\mu) = \eta = X\beta$ sua função de ligação e é reconhecido como um dos casos especiais dos MLGs de maior importância, devido sua capacidade de análise da associação existente entre dados qualitativos, mediante observações de duas ou mais variáveis. Segundo Cordeiro

e Demétrio (2008), o modelo de Poisson é fundamental para análise de dados em forma de contagem, ou categorizados, devido suas características principais, que são:

- De forma geral, proporciona uma descrição satisfatória dos dados do experimento cuja variância é proporcional à média, ou seja, que tenham uma variância baixa;
- Pode ser deduzido teoricamente com um número mínimo de restrições, se comparado a outros métodos;
- Caso eventos ocorram independente e aleatoriamente e com taxa média de ocorrência constante, o modelo é capaz de indicar o número de eventos em um determinado intervalo de tempo.

Além disso, da mesma forma que o uso do modelo normal é propício ao tratamento de dados contínuos, devido sua estrutura aditiva das médias, o modelo de Poisson é adequado para o tratamento de dados categorizados, por conta de sua estrutura multiplicativa para as médias. Sendo assim, o modelo de regressão de Poisson se mostrou adequado para os procedimentos estatísticos desenvolvidos neste trabalho em prol da estimação do número de casos e óbitos por COVID-19 com relação às variáveis consideradas.

2.4. CRITÉRIO DE INFORMAÇÃO DE AKAIKE

Segundo Cordeiro e Demétrio (2008), visando uma comparação, em termos de qualidade e grau de complexidade, entre modelos de regressão, outras estatísticas podem substituir o método de máxima verossimilhança como, por exemplo, o Critério de Informação de Akaike (AIC). Por meio dele, é possível realizar ajustes no modelo em questão, simplificando-o e produzindo soluções favoráveis, principalmente, para problemas que não podem ser tratados pela teoria convencional.

Dessa forma, a estatística AIC busca um valor reduzido para este – que representa um ajuste positivo – referente ao modelo em questão, estando totalmente interligado à dispersão dos dados analisados e, principalmente, aos pontos de alavancagem da amostra. Retirar estes pontos, também chamados de “pontos de influência”, da amostra utilizada tende a melhorar o modelo em termos de dispersão e valor AIC. Porém, deve-se atentar aos valores obtidos de ambos os critérios – dispersão e AIC – em cada retirada de dados, pois no momento em que

tendem a convergir, significa que continuar a retirada poderá impactar nas estimativas e nos resultados obtidos pelo modelo. Ou seja, é um critério de parada.

Diante das informações explicitadas acima, o AIC foi adotado como estatística de ajuste e adaptação do modelo.

2.5. TRABALHOS RELACIONADOS

Desde o início da pandemia de COVID-19 foram desenvolvidos inúmeros trabalhos com o intuito de entender todas as possíveis variáveis que pudessem estar relacionadas ao Coronavírus ou que pudessem, de alguma forma, serem afetadas por este ou influenciarem na sua propagação e versatilidade. Estes trabalhos utilizaram ferramentas das mais variadas possíveis e, dentre elas, está a estatística, capaz de proporcionar uma melhor análise dos dados disponíveis sobre determinado assunto e, conseqüentemente, prover melhores interpretações e inferências a seu respeito. Ou seja, a estatística auxilia diretamente na tomada de decisões mais assertivas. Nesse contexto, o trabalho de Escolá-Gascón (2022), por meio de pesquisas estruturadas, coletou informações de todos os três tipos de indivíduos que frequentam aeroportos: passageiros, tripulantes de cabine e pessoas em terra. Criando uma métrica intitulada “Taxa de Medidas de Implementação em Aeroportos” (*MIRA*), e utilizando-a em conjunto com o *software* R, foi possível identificar quais aeroportos, grupos e localidades analisadas possuíam maiores percentuais de cumprimento das medidas de mitigação do Coronavírus, como os aeroportos de Dublin, Zurique e Bilbao, e sugerir reforços ou outras medidas a serem tomadas naqueles com percentuais menores (tripulações de cabine e passageiros). Sendo assim, foram alcançados resultados promissores para o combate à pandemia, em aviões e aeroportos, não somente da disseminação do Coronavírus, mas de futuras epidemias que possam surgir.

Alotaibi (2021), por meio de análises realizadas quanto aos resultados da aplicação do método epidêmico SIRV Simples, desenvolveu um trabalho de previsão de ondas de infecção, por parte do COVID-19, na Arábia Saudita. A partir de seu trabalho foi possível constatar que, devido às comparações realizadas entre a disposição em gráficos dos dados coletados e o comportamento destes, e a família generalizada de funções Weibull, a disseminação do vírus na região, assemelha-se à distribuição Weibull Exponencial. Dessa forma, foi possível proporcionar uma previsão do índice de propagação do Coronavírus na Arábia Saudita com o

máximo de confiabilidade possível, garantindo um melhor preparo dos tomadores de decisão, e consequentemente uma escolha de ações de forma mais assegurada e coerente, para os cenários futuros a serem enfrentados por toda a população. Utilizando-se do mesmo princípio do trabalho de Alotaibi (2021), Khan et al. (2021) realizaram um trabalho para a identificação do melhor método para a previsão do número de casos confirmados, recuperados e de óbitos. Foram utilizados como base as quantidades de casos confirmados, recuperados e de passagem extraídos de fontes online como *Kaggle*, *Weka* e *Orange*, entre as datas de 22 de janeiro de 2020 a 12 de julho de 2021. Aplicando-se os modelos linear, polinomial, crista, crista polinomial e *Support Vector Machine* (SVM), compararam-se os resultados obtidos em termos de: o Erro Médio Absoluto (MAE), Erro Quadrático Médio (MSE), Raiz Quadrada do Erro Médio (RMSE) e o Coeficiente de Determinação R^2 (R2 Score). Sendo assim, por meio de uma análise estatística, realizada através do *software* R, foi possível constatar que os melhores métodos para prever novos casos, recuperados e óbitos são, respectivamente: crista polinomial, regressão linear e regressão SVM. Portanto, este trabalho vai mais além que o de Alotaibi (2021), sugerindo modelos para previsão de mais uma informação a respeito do Coronavírus e, segundo os autores, pode ser aplicado não somente no local de estudo, mas em todo o globo terrestre, facilitando o planejamento futuro de órgãos governamentais no combate à pandemia.

Por meio do modelo de Rede Neural Artificial de Percepção Multi-camada (do inglês, *Artificial Neural Network*, ANN), Carvalho, Vicente e Teixeira (2021) realizaram a aplicação de duas abordagens: uma considerando apenas dados quantitativos - número de infecções e de óbitos-, e outra com a adição de um dado qualitativo em específico - o uso de máscaras faciais-, a fim de preverem o comportamento da disseminação do Coronavírus no Brasil e em Portugal com 20 dias de antecedência. Recolhidos os dados provindos de publicações oficiais de órgãos e agências governamentais de 15 países, incluindo os supracitados, separaram-nos em três grupos: treinamento, validação e previsão. Para cada uma das abordagens, com apenas dados quantitativos e com a inclusão do dado qualitativo citado, foram realizados dois tipos de análises: uma por meio de gráficos e outra por comparações entre os valores reais e previstos. Para a análise gráfica, quanto ao Brasil, os resultados foram bastante satisfatórios, possuindo um erro acumulado relativamente baixo. Já para Portugal, estes valores possuíam um erro bastante elevado. Na análise comparativa, considerando a abordagem quantitativa, os dados possuíam um percentual de erro insatisfatório para ambos os países, 25,5% e 63,9% para Brasil e Portugal, respectivamente. Quanto à abordagem com adição do dado qualitativo,

foram drasticamente reduzidos, para 1,6% e 33,8%, respectivamente, representando um impacto positivo quanto aos cálculos realizados após a adição dos dados qualitativos referentes ao uso de máscaras. Sendo assim, além do objetivo de estudo ter sido alcançado de forma aceitável, outra informação adicional e relevante foi obtida com os resultados: o impacto positivo do uso de máscara facial na predição dos efeitos do Coronavírus nas nações analisadas.

Zhu et al. (2021) propuseram um novo modelo epidêmico (SIR) para estudar a sustentabilidade de políticas de controle de fronteiras contra o COVID-19, durante sua reabertura em uma pandemia em curso. Definido por S (suscetíveis), U (infecções não identificadas), I (infecções identificadas), H (hospitalizados) e R (recuperados), intitulado SIUHR, este modelo se mostrou eficiente no auxílio na tomada de decisão por parte do governo dos países analisados. No estudo, os países foram divididos em três grupos: países que conseguiram eliminar totalmente o vírus antes de reabrirem suas fronteiras (G1), países que aguardaram apenas um maior impacto por parte da vacinação para reabrirem (G2) e, por fim, os países que alcançaram a imunidade estrategicamente ou involuntariamente (G3). Segundo os autores, para cada grupo identificado, são necessárias medidas diferentes para mitigação do Coronavírus. Sendo assim, foram tiradas diversas conclusões a respeito dos resultados obtidos na aplicação deste modelo. Dentre elas, pode-se citar: a necessidade de combinação do fechamento de fronteiras com medidas restritivas internas mais intensas; os países pertencentes ao grupo G2 podem interagir de forma mais aberta com outros países do mesmo grupo; aqueles do grupo G3 necessitam de uma combinação de uma triagem pré-partida com isolamento na chegada quando realizarem viagens para países dos outros grupos; e, por fim, quanto aos países do grupo G1, estes devem impor quarentena obrigatória aos viajantes de qualquer entidade que não forem do mesmo grupo. Sendo assim, o modelo utilizado se mostrou bastante eficiente na identificação de medidas melhores para contenção e combate ao Coronavírus, garantindo uma estratégia sustentável para fechamento e abertura de fronteiras por parte dos países que utilizam desta medida e, conseqüentemente, um controle econômico mais favorável.

Manca, Caldiroli e Storti (2020), na busca por um modelo matemático de abordagem simples para previsão do quantitativo de leitos de UTI, no início da pandemia do COVID-19, executaram um modelo baseado em regressão linear de poucos parâmetros. Este tipo de modelo é menos exigente quanto à assertividade dos dados necessários à sua aplicação e tornou possível não somente a previsão da quantidade necessária do número de leitos, mas

também o número de fatalidades ocasionadas pelo Coronavírus. Além disso, para facilitar ainda mais seu manuseio pelos profissionais que realmente necessitam desse tipo de informação, foram utilizadas planilhas Excel por serem mais acessíveis e de maior conhecimento geral. Sendo assim, foi alcançado o objetivo esperado, auxiliando médicos e demais profissionais da linha de frente ao combate dessa pandemia na previsão de cenários epidemiológicos, favoráveis e desfavoráveis, possibilitando sua adaptação a cada um destes de forma bastante satisfatória.

Chan et al. (2020) investigaram a possibilidade de utilização dos modelos de regressão para a previsão, a curto prazo, de novos casos diários de COVID-19 em 18 países, escolhidos devido serem os primeiros a apresentarem surtos de casos da doença logo após o início da pandemia. Os países escolhidos foram: China, Dinamarca, Estônia, França, Alemanha, Itália, Malásia, Filipinas, Qatar, Coreia do Sul, Sri Lanka, Suécia, Taiwan, Tailândia, Emirados Árabes Unidos, Reino Unido, EUA e Vietnã. Destes foram adquiridos dados referentes ao histórico de novos casos de infecções pelo Coronavírus, coletados no site “Centro Europeu de Prevenção e Controle de Doenças” (ECDC), que contém dados da Organização Mundial de Saúde (OMS), entre 31 de dezembro de 2019 e 25 de março de 2020. A partir da aplicação de quatro variantes do modelo de regressão de Poisson, pertencente à família dos Modelos Lineares Generalizados (MLG), - função identidade e distribuição Poisson, função “log” e distribuição Poisson, função identidade e distribuição binomial negativa, função “log” e distribuição binomial negativa - foi realizada a comparação das estimativas obtidas com os valores reais. O modelo que se mostrou mais adequado para a finalidade requerida foi o que utilizava a função “log” e distribuição binomial negativa, devido aos resultados obtidos estarem dentro do intervalo de confiança considerado (95%). Além disso, foi observado que o modelo é adequado apenas para estágios iniciais de surtos epidemiológicos, não sendo recomendado para estágios avançados de propagação, como foi o caso da China, na qual o modelo não representou fielmente a realidade. Sendo assim, o objetivo do estudo foi alcançado, provando ser possível a utilização de regressão para previsões a curto prazo dos casos de COVID-19 e, também, a estimativa da taxa de crescimento de novos casos, recomendando-se seu uso para auxílio ao processo de tomadas de decisão e a busca por um modelo que possa ser utilizado para países em estágios mais avançados de contaminação.

Zhang et al. (2021) compararam dois modelos de regressão - os Modelos Lineares Generalizados (MLG) e a Regressão de Poisson Geograficamente Ponderada (GWPR) - com o intuito de encontrar o modelo de ajuste ótimo para explorar a relação entre os fatores

sociodemográficos e a incidência do COVID-19 na China. Foram incorporados à problemática os dados de 342 cidades, coletados de relatórios da Comissão de Saúde da República Popular da China e de Comitês Provinciais de Saúde. As variáveis consideradas para estes modelos, referentes a cada uma destas cidades, foram: o PIB, a densidade populacional, a distância até a capital de Hubei (Wuhan) e os recursos de saúde disponíveis. Dentre os resultados obtidos, se destaca a relação diretamente proporcional à incidência do Coronavírus, o PIB, uma vez que as demais variáveis possuem uma relação negativa (inversamente proporcional). Ou seja, foi constatado que cidades com um maior desenvolvimento econômico possuem um maior índice de contaminação, além de que o modelo GWPR se mostrou mais adequado na investigação dos efeitos dos fatores sociodemográficos no COVID-19, sendo recomendado à outras nações o utilizarem para entenderem melhor a disseminação local do vírus.

Ujiie, Tsuzuki e Ohmagari (2020) propuseram a existência de uma relação entre variâncias de temperatura e o índice de infecciosidade do COVID-19, por meio da utilização de um modelo de regressão de Poisson e dados de todo o território do Japão, publicados nos sites do Ministério de Saúde, Trabalho e Bem-estar japonês. A partir da aplicação deste método foi possível identificar a existência da relação indicada, semelhante à outras variantes do Coronavírus que possuem tal relação confirmada. Porém, com certas limitações, pois o estudo se concentrou apenas no Japão e considerou apenas a variável de temperatura, desconsiderando outras variáveis que poderiam ter influência tanto nesta quanto na propagação do vírus. Portanto, mesmo com os resultados positivos obtidos, recomendaram que fosse aplicado em diversas regiões do mundo para uma constatação mais assertiva.

De fato, pode-se observar muitos trabalhos que consideram ferramentas estatísticas, com destaque para a utilização de Modelos Lineares Generalizados (MLG) e *Artificial Neural Network* (ANN) para previsão dos casos, Regressão Linear Simples para previsão de número de leitos necessários, e Métodos Epidêmicos Comuns (SIR e SIRV Simples), para previsão de ondas de infecção, e modificados (SIUHR) para estudos quanto às políticas de aberturas de fronteiras. Além disso, muitos destes trabalhos utilizaram a Regressão de Poisson, caso especial dos MLG, e outro caso à parte, Regressão de Poisson Geograficamente Ponderada (GWPR), para previsão de casos de COVID-19 à curto prazo e para análise da existência da relação entre temperatura e o nível de infecciosidade deste vírus, respectivamente. Dessa forma, nota-se a relevância do uso da Regressão de Poisson em diversos trabalhos de fins

analíticos e estatísticos, por possuir resultados bastante satisfatórios, assegurando sua utilização adequada para o objetivo deste trabalho.

3. METODOLOGIA

3.1. NATUREZA E CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA

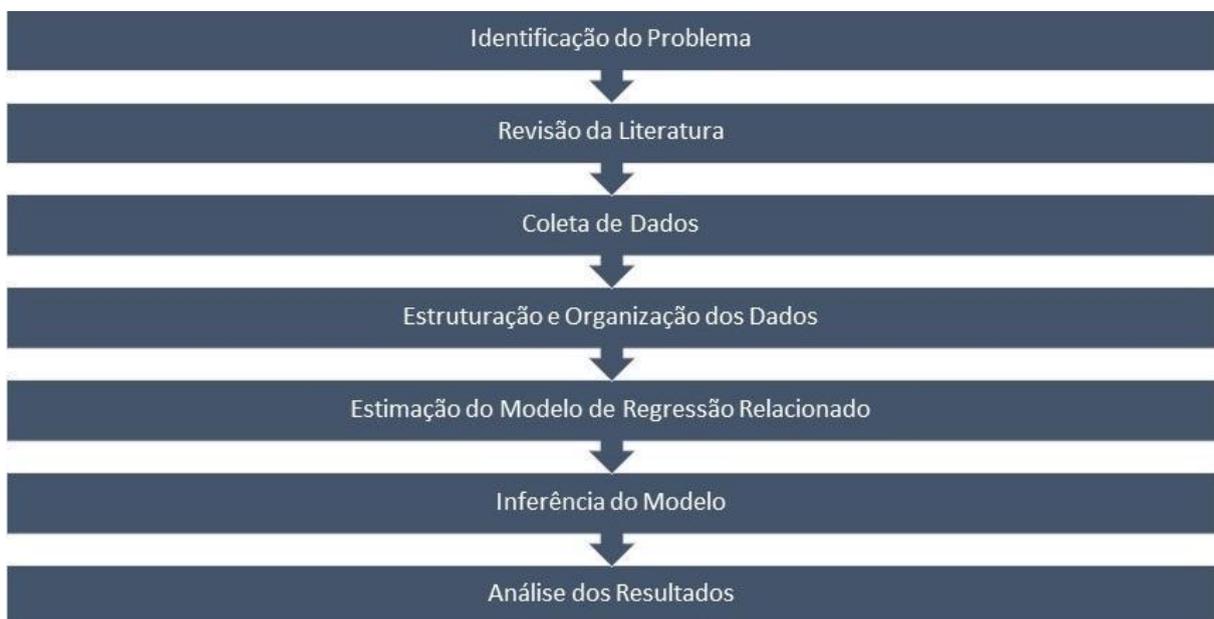
Este trabalho é de natureza aplicada, uma vez que gera novos conhecimentos para auxílio na tomada de decisões, além de ser classificado como quantitativo e descritivo, por tratar de elementos quantificáveis e estabelecer relações entre variáveis analisadas, respectivamente (OLIVEIRA, 2011).

Neste contexto, o trabalho em questão visa analisar a relação entre as variáveis independentes – Número de Casos Totais, Número de Vacinas Aplicadas de 1^a, 2^a + Única e 3^a Dose, PIB, Número de Leitos, Investimentos em Saúde e Densidade Populacional – e a variável dependente, o Número de Óbitos.

3.2. ETAPAS DA PESQUISA

As etapas para o desenvolvimento deste trabalho podem ser sintetizadas na Figura 7.

Figura 7 - Etapas de Desenvolvimento do Trabalho.



Fonte: O Autor (2022).

1) **Identificação do Problema**: Diante do problema de pandemia causado pelo COVID-19, decidiu-se avaliar a influência de variáveis como: número de vacinas de primeira dose, segunda dose + dose única e terceira dose; PIB; densidade populacional; número de leitos e

óbitos e o investimento no combate ao COVID-19 –, tomadas como variáveis explicativas, sobre o número de mortes causadas pelo Coronavírus (variável dependente), nas cidades do estado de Pernambuco, no Brasil. Sendo assim, foi realizada uma intersecção, em termos de importância, entre as variáveis levantadas em outros trabalhos de proposta semelhante a este (KHAN et al, 2021; CARVALHO, VICENTE e TEIXEIRA, 2021; MANCA, CALDIROLI e STORTI, 2020; CHAN et al, 2020; ZHANG et al, 2021), sejam elas referentes ao combate da pandemia – como os números de vacinas e de leitos –, a relação entre população e capital financeiro – como no PIB, densidade populacional e investimentos no combate ao COVID-19 –, ou ao monitoramento da pandemia – como o número de óbitos e de casos totais.

2) **Revisão da literatura:** A revisão da literatura foi feita com base na leitura de periódicos, artigos de conferências, dissertações e teses que possuíssem temáticas semelhantes ao deste trabalho, isto é, envolvendo o uso de técnicas estatísticas para análise da pandemia do Coronavírus e constatação de medidas mais eficientes ao seu combate, bem como uma tomada de decisões mais assertiva. A busca pelos documentos citados foi feita utilizando a base de dados do Scopus, do *ScienceDirect* e do portal de periódicos da CAPES, considerando as seguintes palavras-chave: COVID-19, *Statistical*, *Poisson*, *Math model*, MLG. Foram analisados aqueles estudos de ano de publicação mais recente, a fim de que trabalho fosse baseado nas informações mais atualizadas possíveis.

3) **Coleta de Dados:** Os dados coletados dizem respeito às variáveis citadas na Etapa 1, tendo sido coletados junto aos sites das secretarias de saúde (SMS) e de planejamento e gestão (SEPLAG), mais precisamente nos portais da transparência do COVID-19, de cada cidade do estado de Pernambuco. Tais dados foram coletados entre os dias 08 e 21 de abril de 2022, a fim de enfatizar o aumento discrepante de casos de COVID-19 e, também, possuir dados mais recentes possíveis. Um detalhamento das fontes consideradas pode ser encontrado no ANEXO A.

O estado de Pernambuco possui 185 cidades, contando com a ilha de Fernando de Noronha. Algumas cidades não mantinham atualizados os sites das secretarias nos endereços referentes aos dados de monitoramento da pandemia do COVID-19, principalmente com relação à vacinação. Do total, foi possível encontrar por completo, e o mais recente possível – considerando-se dados entre 01 de janeiro e 08 de abril de 2022 –, dados de 132 (cento e trinta e duas) cidades, representando aproximadamente 71,35%. Dito isto, salienta-se a necessidade de atualização dos sites, por parte das secretarias de saúde e de planejamento e gestão de cada

cidade, para comprometimento com a transparência e veracidade da informação no que se refere ao combate desta pandemia e demais assuntos que são de direito de cada cidadão.

4) **Estruturação e Organização dos Dados**: Os dados foram unificados e consolidados em uma planilha do Excel – ordenados por data de atualização dos dados, nome da cidade, número de óbitos, de casos, de vacinas de primeira, segunda + única dose e terceira doses de, PIB, número de leitos, investimento ao combate do COVID-19 e densidade populacional –, para posterior análise utilizando o software R.

5) **Estimação do Modelo de Regressão Relacionado**: Os MLGs propostos foram estimados utilizando o software R (R Core Team, 2013).

6) **Inferência do Modelo**: O modelo foi avaliado em relação à qualidade e a simplicidade, em termos de adequação ao problema analisado. Primeiramente, foi realizada uma análise geral com todas as variáveis consideradas, na qual houve um teste de significância das mesmas somado a um método de seleção de variáveis, nos quais aquelas identificadas como pouco significativas foram retiradas do modelo. De forma similar, identificou-se os dados que não seguiam o mesmo padrão dos demais, e que poderiam causar divergências nas interpretações do modelo, por meio de testes de influência, e, então, foram retirados da amostra. Por fim, ao chegar no primeiro indício de convergência do modelo, com relação ao seu índice de dispersão e o próprio Critério de Informação Akaike (AIC), adotou-se a estimação de quarta ordem como sendo a melhor solução. Maiores detalhes são fornecidos na Seção 4 (Seção de Resultados e Discussões).

7) **Análise dos Resultados**: Os resultados obtidos pelas estimativas realizadas foram analisados com relação à adequação do modelo à problemática analisada, em termos de asseguramento de que o trabalho realizado produziu dados significativos ao auxílio de tomadas de decisões melhores ao combate da pandemia, bem como as relações estabelecidas entre as variáveis explicativas e a variável dependente, traduzindo-as no alcance do objetivo principal deste trabalho. Além disso, foram observadas algumas limitações para o trabalho em questão, as quais foram convertidas em indicações para trabalhos futuros que possuam temáticas similares. Maiores detalhes são fornecidos na Seção 5 (Seção de Resultados e Discussões).

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Nesta seção são apresentados e discutidos os resultados obtidos a partir da aplicação da metodologia proposta. Os dados utilizados neste trabalho, citados no subtópico 3.2, estão dispostos no ANEXO A.

4.1. ANÁLISE DESCRITIVA DOS DADOS

Por meio da utilização do software R, realizou-se uma análise descritiva dos dados utilizados, identificando-se nesta, inicialmente, certas informações relevantes para este estudo, como os valores mínimo, máximo, média e mediana, bem como primeiro e terceiro quartis, dos dados coletados. Tais dados são apresentados na Tabela 1.

Tabela 1 - Média e valores mínimos e máximos dos dados utilizados.

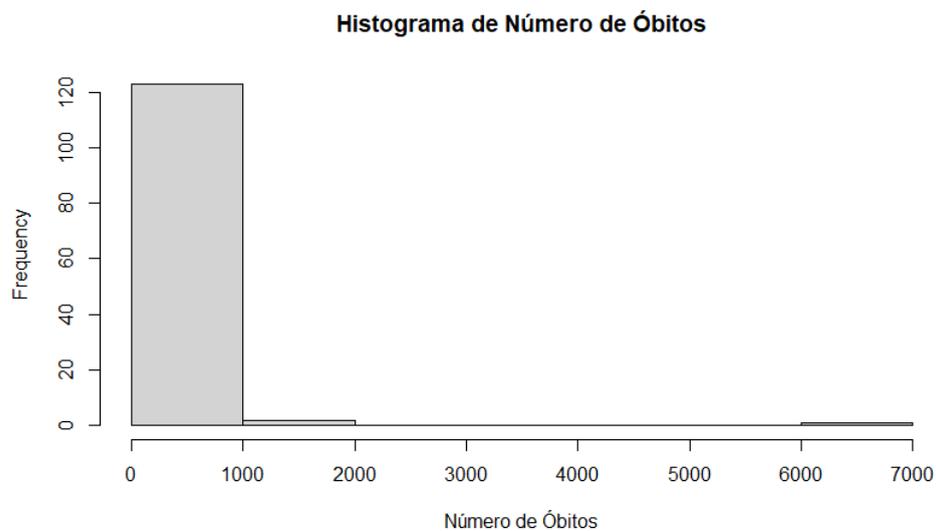
Dados	Mín	Máx	Média
Casos Totais	351	227.462	5.778
Óbitos	4	6.135	135
1ª Dose	4.385	1.502.987	45.289
2ª Dose + Única	3.058	1.404.230	39.896
3ª Dose	563	786.163	18.616
PIB	45.989	54.691.223	1.300.078
Nº de Leitos	0	8.951	147,69
Investimentos em Saúde	32.380	338.288.418	9.213.554
Densidade Populacional	4.966	1.653.461	56.416

Fonte: O Autor (2022).

Pode-se observar, pelos valores dispostos na Tabela 1, que há uma discrepância significativa entre os mínimos e máximos das variáveis consideradas e, certamente, isto pode estar relacionado às diferenças populacionais e territoriais entre cada cidade observada neste trabalho, dentre outros fatores como o acesso à saúde, a distribuição de riquezas e a

conscientização da população e da gestão pública para o combate ao Coronavírus. Em seguida, a fim de identificar a quantidade de maior frequência e para verificar se a variável resposta (número de óbitos) de fato pode ser modelada por meio de um Modelo de Regressão de Poisson, plotou-se um histograma da quantidade de óbitos por cidade. Este histograma está disponível na Figura 8.

Figura 8 - Histograma de Número de Óbitos.

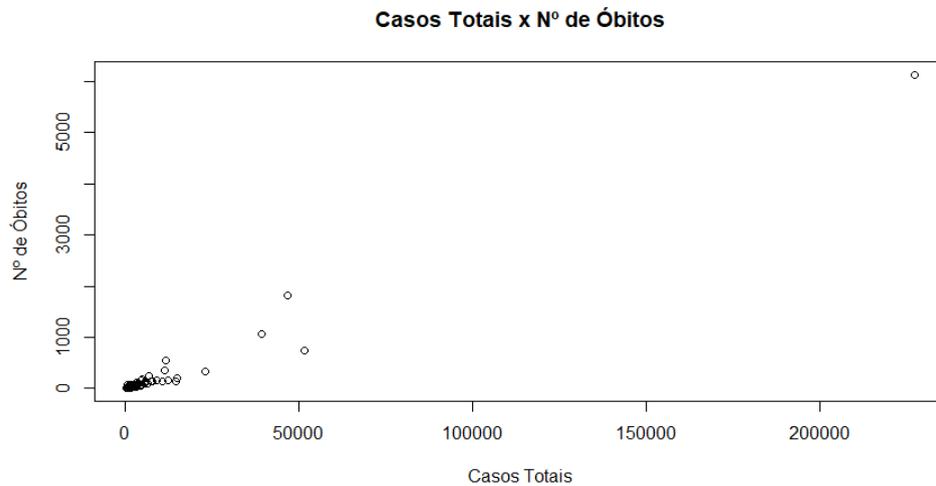


Fonte: O Autor (2022).

Nota-se que, em mais de 120 cidades (maior frequência indicada), identificou-se um número de óbitos entre 0 e 1000, sendo os demais distribuídos nos intervalos de 1000 a 2000 e 6000 a 7000. Ou seja, a maior parte dos dados observados se concentram próximos ao ponto “zero” do histograma e não possuem uma distribuição contínua, o que reafirma a adequação do modelo à regressão de Poisson.

Com o intuito de analisar separadamente a relação existente entre cada variável regressora com a variável dependente – número de óbitos –, foram plotados diagramas de dispersão.

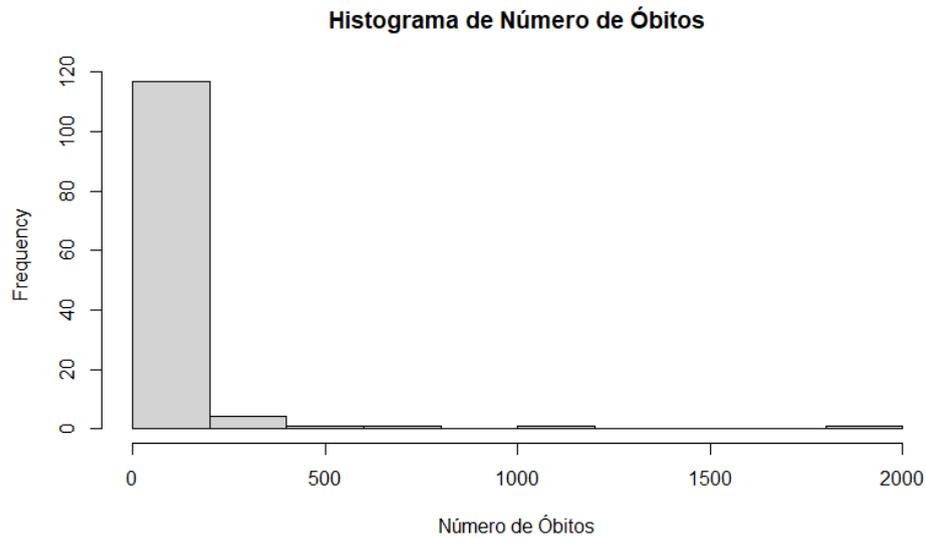
Figura 9 - Gráfico de Dispersão (Número de Casos Totais x Número de Óbitos).



Fonte: O Autor (2022).

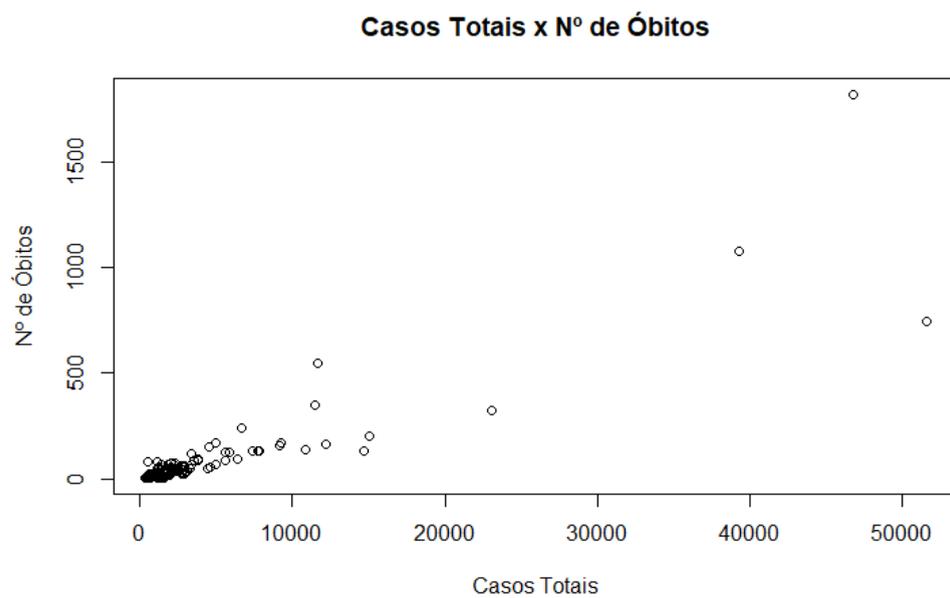
Pode-se observar, pela Figura 9, que o número de óbitos é parcialmente proporcional ao número de casos, exceto por algumas cidades, que se encontram próximas ao valor de 50 mil casos – da esquerda para a direita, respectivamente: Olinda, Jaboatão dos Guararapes e Caruaru –, e que possuem diferentes quantidades de óbitos. Isto indica que outros fatores, como os citados anteriormente com referência a Tabela 1 – acesso à saúde, distribuição de riquezas entre a população e a conscientização desta e da gestão pública para o combate ao Coronavírus – podem contribuir de diferentes formas na ocorrência de mortes por COVID-19. Além disso, tem-se um ponto bastante distante dos demais, mas que segue aproximadamente a mesma relação, referente a cidade de Recife que, devido possuir a maior densidade populacional, possui também o maior número de casos e de mortes registrados no estado de Pernambuco. Este dado pode ser retirado da amostra e, então, analisada novamente a disposição dos dados tanto no histograma quanto no gráfico de dispersão, como segue nas Figuras 10 e 11, respectivamente:

Figura 10: Histograma de Número de Óbitos, retirando-se Recife da amostra.



Fonte: O Autor (2022).

Figura 11: Gráfico de Dispersão (Número de Casos Totais x Número de Óbitos), retirando-se Recife da amostra.



Fonte: O Autor (2022).

Sem mais análises para o momento, pode-se afirmar que as variáveis adotadas possuem uma relação condizente com o esperado com a variável dependente, não sendo necessária a exclusão de nenhuma delas, por ora, assegurando o procedimento das etapas planejadas para execução deste trabalho.

4.2. ESTIMAÇÃO E INFERÊNCIA DO MODELO DE REGRESSÃO

Para dar início a estimação do Modelo de Regressão de Poisson, por meio do *software* R, utilizou-se o comando “*glm*” no qual foi considerado a variável dependente “Número de Óbitos” com relação a todas as variáveis independentes (Número de Casos Totais, 1ª Dose, 2ª Dose e Dose Única, 3ª Dose, PIB, Leitos, Investimento em Saúde e Densidade Populacional). Após isso, utilizando-se o comando “*summary*”, foi possível observar os coeficientes que estabelecem a relação existente entre tais variáveis e o *p-value* correspondente a estes, como dispostos na Tabela 2. Obteve-se, também, os valores de 3315,9, para o desvio residual, e 117, para graus de liberdade, dos quais se pode afirmar, devido sua enorme diferença, que a média e a variância do modelo são diferentes – sendo esta última maior que a primeira –, o que certifica a apropriação do problema ao Modelo de Regressão de Poisson. Além disso, foi obtido o valor de 4036,2 para o Critério de Informação Akaike (AIC), o que é bastante alto e, portanto, ruim, devido não satisfazer os requisitos de qualidade e simplicidade do modelo.

Tabela 2 - Coeficientes estimados e p-values correspondentes (primeira estimativa).

Variável	Coefficiente (estimativa)	<i>p-value</i>
Número de Óbitos (intercepto)	3,665	2*E-16
Casos Totais	5,671*E-06	0,293125
1ª Dose	1,162*E-05	0,002382
2ª Dose + Dose Única	2,917*E-05	1,37*E-15
3ª Dose	-5,664*E-05	2*E-16
PIB	6,279*E-08	2*E-16
Número de Leitos	-5,660*E-04	4,84*E-5
Investimento em Saúde	-2,764*E-09	0,003898

Densidade Populacional	-4,571*E-06	0,000111
------------------------	-------------	----------

Fonte: O Autor (2022).

Observando-se os valores da Tabela 2, nota-se que, por meio do *p-value*, uma das variáveis não é significativa para um nível de significância de 5% para o modelo em questão: Casos Totais. Esta constatação nos informa que esta variável não explica o modelo com um nível de precisão considerável, podendo ser retirada do mesmo. As demais variáveis possuem um nível de significância considerável.

Porém, considerando-se a análise descritiva realizada na Seção 4.1, foi retirada a cidade de Recife dos dados analisados, visto que se tratava de um *outlier* discrepante e que poderia impactar na estimação do modelo. Sendo assim, um outro modelo foi estimado sem a presença desta cidade, obtendo-se os seguintes valores de coeficientes e *p-values* dispostos na Tabela 3:

Tabela 3 - Coeficientes estimados e *p-values* correspondentes (segunda estimativa).

Variável	Coefficiente (estimativa)	<i>p-value</i>
Número de Óbitos (intercepto)	3,567	2*E-16
Casos Totais	4,881*E-06	0,335
1ª Dose	3,389*E-05	2*E-16
2ª Dose + Dose Única	1,280*E-05	1,64*E-05
3ª Dose	-2,999*E-05	2*E-16
PIB	8,912*E-09	0,146
Número de Leitos	2,646*E-03	2*E-16
Investimento em Saúde	4,777*E-09	1,31*E-11
Densidade Populacional	-2,305*E-05	2*E-16

Fonte: O Autor (2022).

Por meio desta nova estimação é possível analisar que a variável “Casos Totais” continua sendo insignificante para o modelo, confirmando sua exclusão do mesmo, e uma outra variável, “PIB”, também se tornou não significativa. As demais, por outro lado, se tornaram ainda mais significativas. Além disso, o valor do AIC foi reduzido para 3053,5, o que demonstra que este modelo é melhor que o anterior.

Para confirmar as variáveis regressoras que melhor explicam a variável dependente (Número de Óbitos), utilizou-se os métodos de seleção de variáveis: de “*forward*”, “*backward*” e “*stepwise*”. Os valores obtidos para o AIC, nos três métodos, foi igual a 3052,4 e, embora “PIB” tenha permanecido como sendo não significativo, foram consideradas todas as variáveis para o modelo, com exceção de “Casos Totais”. Diante disso, estimou-se mais uma vez o modelo, retirando-se a variável “PIB” para análise dos resultados e, por meio disto, constatou-se um aumento de 0,6 no valor do AIC, tido como irrelevante e, então, todas as variáveis do modelo passaram a ser significativas, como demonstrado na Tabela 4.

Tabela 4 - Coeficientes estimados e p-values correspondentes (terceira estimativa).

Variável	Coeficiente (estimativa)	p-value
Número de Óbitos (intercepto)	3,566	2*E-16
1ª Dose	3,412*E-05	2*E-16
2ª Dose + Dose Única	1,326*E-05	1,22*E-08
3ª Dose	-3,131*E-05	2*E-16
Número de Leitos	2,825*E-03	2*E-16
Investimento em Saúde	4,649*E-09	2,37*E-11
Densidade Populacional	-2,281*E-05	2*E-16

Fonte: O Autor (2022).

A fim de aprimorar o modelo criado, utilizou-se o comando “*dispersiontest*”, da biblioteca do R chamada “*AER*”, o qual fornece sua dispersão. Sabendo-se que quanto menor for esta dispersão, melhor é a disposição e a relação dos dados utilizados, obteve-se, inicialmente, o valor de 22,454 que é relativamente alto. Sendo assim, por meio do comando “*influencePlot*”, da biblioteca “*CAR*”, foi possível identificar nos dados, pontos de alavancagem, isto é, pontos com alta influência nesta alta dispersão do modelo, são eles: as cidades de Belo Jardim, Caruaru, Jaboatão dos Guararapes e Jaqueira. Os pontos indicados devem ser removidos da amostra, estimando-se novamente o modelo. Esta retirada, quando realizada cautelosamente, pode aprimorar o modelo desenvolvido para a realização de melhores análises, permitindo uma melhor adequação da disposição dos dados sobressalentes em relação à linha de regressão, cabendo ao analista apenas definir o critério de parada para que o modelo não seja distorcido demasiadamente, alterando os resultados e as conclusões

obtidas. Por meio da retirada das cidades identificadas da amostra utilizada e estimando novamente o modelo, obteve-se o valor de 2417,9 para o AIC e uma dispersão de 14,55. Embora tenha reduzido tais valores, ainda não é uma melhora relevante para este estudo. Sendo assim, outras retiradas de variáveis e novas estimativas foram realizadas. Os dados obtidos, a partir desta estimativa, estão dispostos sequencialmente na Tabela 5:

Tabela 5 - Estimativas realizadas em cada remoção de dados da amostra e seus respectivos valores de AIC e de dispersão (quarta, quinta, sexta e sétima estimativa).

Nº da Estimativa	Cidades Excluídas do Modelo	Valor AIC	Dispersão
1	Belo Jardim, Caruaru, Jaboatão dos Guararapes e Jaqueira.	2417,9	14,550
2	Cabo de Santo Agostinho, Garanhuns, Goiana e Olinda.	1548,8	7,318
3	Buíque, Ipojuca e Vitória de Santo Antão.	1358,2	6,123
4	Igarassu, Limoeiro, Santa Cruz do Capibaribe e Serra Talhada.	1333	6,105

Fonte: O Autor (2022).

Nota-se que a redução dos valores alcançada entre a terceira e a quarta estimativa foi menor que as demais e, portanto, presume-se que o modelo convergirá para um valor próximo à 6, independentemente de quantos dados forem retirados. Então, após a retirada de 16 cidades, no total, optou-se por conservar os dados das 110 cidades restantes, obtendo-se os valores de AIC e de Dispersão como 1333 e 6,105, respectivamente. Estes valores são bastante satisfatórios, visto que, inicialmente, foram encontrados valores drasticamente maiores.

Portanto, com relação aos valores estimados obtidos neste último modelo, temos conforme disposto na Tabela 6:

Tabela 6 - Coeficientes estimados e p-values correspondentes (estimativa final).

Variável	Coeficiente (estimativa)	<i>p-value</i>
Número de Óbitos (intercepto)	3,012	2*E-16
1ª Dose	3,533*E-05	1,48*E-16
2ª Dose + Dose Única	-1,836*E-05	0,00116
3ª Dose	-2,844*E-06	0,50008
Número de Leitos	1,565*E-05	0,95261
Investimento em Saúde	5,694*E-09	0,00240
Densidade Populacional	8,710*E-06	0,01364

Fonte: O Autor (2022).

Nota-se que, segundo os dados da Tabela 8, com a retirada de 16 municípios da amostra utilizada, duas variáveis passaram a ser insignificantes para o modelo: “3ª Dose” e “Número de Leitos”. Sendo assim, as variáveis remanescentes são: “1ª Dose”, “2ª Dose + Dose Única”, “Investimento em Saúde” e “Densidade Populacional”. Os coeficientes finais deste modelo estão dispostos na Tabela 7:

Tabela 7 - Coeficientes parciais de última estimativa realizada.

Variável	Coeficiente	Valor
Intercepto	β_0	3,012
1ª Dose	β_1	3,533*E-05
2ª Dose + Dose Única	β_2	-1,836*E-05
Investimento em Saúde	β_3	5,694*E-09
Densidade Populacional	β_4	8,710*E-06

Fonte: O Autor (2022).

É possível observar que, o número de óbitos mínimo (intercepto) é de 3,012, tendo como relações positivas – que somam à este número – as variáveis de “1ª Dose” (com valor de 3,533*E-05), “Investimento em Saúde” (com valor de 5,694*E-09) e “Densidade Populacional” (com valor de 8,710*E-06). Enquanto a variável “2ª Dose + Dose Única” possui uma relação negativa, com valor de -1,836*E-05.

Pode-se concluir que, como não foram utilizados dados datados para a estruturação deste modelo, os dados que possuem uma relação positiva com o número de óbitos, com exceção da “Densidade Populacional”, acompanham o seu quantitativo devido serem o acumulado das vacinações e investimentos realizados desde o início da pandemia, não necessariamente transparecem que são diretamente proporcionais na realidade. A “2ª Dose + Dose Única”, por outro lado, embora também não tenha sido considerado o tempo em sua observação, iniciou sua aplicação na população um certo período após a “1ª Dose” e, portanto, isto pode ter refletido em seu sinal negativo, proporcionando esta relação. Maiores detalhes a respeito destas variáveis, e do porquê da “Densidade Populacional” ser uma exceção, estão dispostos na Seção 4.3.

Sendo assim, temos a seguinte equação final estimada para o Modelo de Regressão de Poisson:

$$E(Y) = e^{3,012} + e^{3,533 X_1} + e^{-1,836 X_2} + e^{5,694 X_3} + e^{8,710 X_4} \quad (9)$$

Onde:

$E(Y)$ é o valor esperado da variável dependente (número de óbitos);

X_i , com $i = 1, 2, \dots, n$ são as variáveis independentes.

4.3. DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

À princípio, pela disposição dos dados obtidos a respeito das variáveis consideradas de cada cidade, observou-se, por meio da análise descritiva, que o modelo apresentava uma certa discrepância entre os valores mínimos e máximos, presumindo-se que isto era devido às diferenças territoriais e populacionais entre os municípios, em termos de acesso a saúde, de distribuição de riquezas e de conscientização da população e da gestão pública para o combate ao Coronavírus. A fim de obter informações mais concretas, um primeiro modelo foi estimado com um total de 126 cidades. Neste primeiro modelo, a significância das variáveis consideradas foi o foco principal da análise, uma vez que a variável “Número Total de Casos” foi identificada como não significante e a sua retirada do modelo resultou na constatação de outra variável, também, como não significante: o PIB. Sendo assim, resolveu-se retirar ambas as variáveis para testar a adequação do modelo que, desta vez, foi dado como totalmente

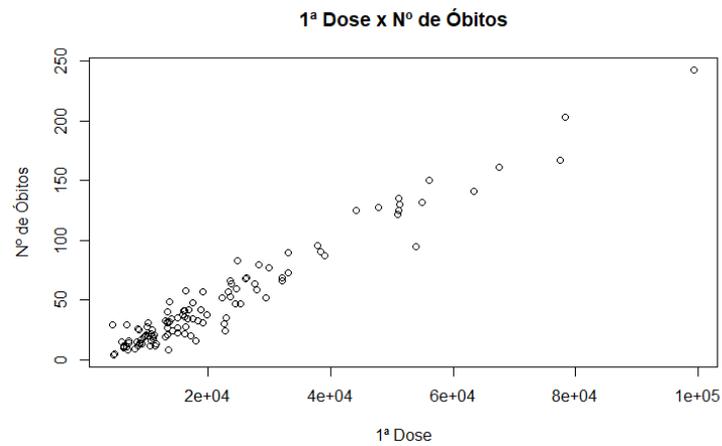
significativo. Ou seja, todas as variáveis regressoras vigentes explicavam coerentemente a variável dependente.

Por meio da observação da disposição dos dados em gráficos de dispersão, notou-se que certos dados, *outliers*, destoavam fortemente dos demais, o que poderia impactar nos resultados da análise. Sendo assim, o primeiro deles, referente a cidade de Recife, foi retirado da base de dados e o modelo foi estimado novamente. Percebeu-se uma drástica redução no coeficiente que traduz a qualidade e simplicidade do modelo, o *AIC*, de 4036,2 para 3053,5. Esta redução está relacionada à grande disparidade entre seus dados, em todas as variáveis consideradas, e os das demais cidades.

Não sendo suficiente esta alteração, em termos de qualidade e adequação do modelo, devido a dispersão de seus dados estar relativamente muito alta (22,454), outros *outliers* foram removidos da amostra para que fosse possível a redução deste valor. Este procedimento foi realizado quatro vezes, chegando-se ao valor final, mais satisfatório, de 6,105 de dispersão, após a retirada dos dados de outras 15 cidades (Belo Jardim, Caruaru, Jaboatão dos Guararapes, Jaqueira, Cabo de Santo Agostinho, Garanhuns, Goiana, Olinda, Buíque, Ipojuca, Vitória de Santo Antão, Igarassu, Limoeiro, Santa Cruz do Capibaribe, Serra Talhada), restando-se 110 das utilizadas inicialmente. Além disso, o valor do *AIC* foi reduzido para 1333.

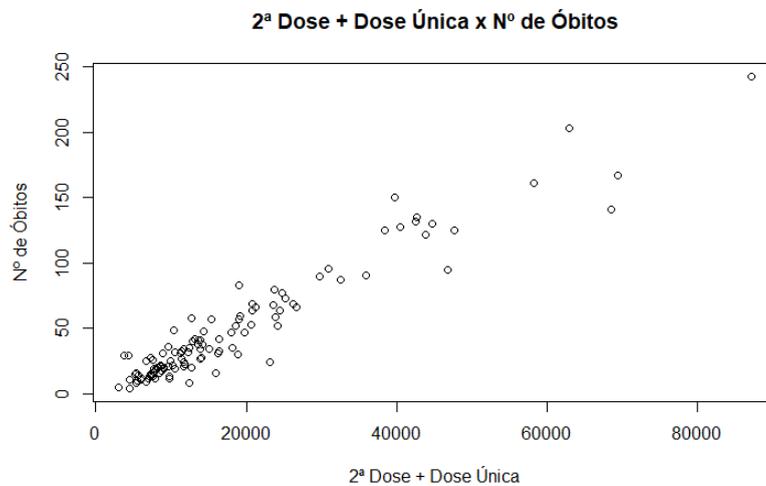
É possível concluir que as variáveis remanescentes explicam com um alto nível de significância o número de óbitos, tido como variável dependente, quando utilizadas em conjunto no mesmo modelo. Separadamente, algumas delas como os referentes às vacinas aplicadas – “1ª Dose” e “2ª Dose + Dose Única” –, possuem uma relação quase que diretamente proporcional, devido terem sido utilizados os acumulados dos dados ao invés de uma linha temporal, como pode ser observado nas Figuras 10 e 11. Já os dados da “3ª Dose”, embora tenham sido removidos no último modelo estimado, são parcialmente proporcionais à variável dependente, devido ao início de sua aplicação ter se dado em datas diferentes em cada município.

Figura 12 - Gráfico de Dispersão (Primeira Dose x Número de Óbitos).



Fonte: O Autor (2022).

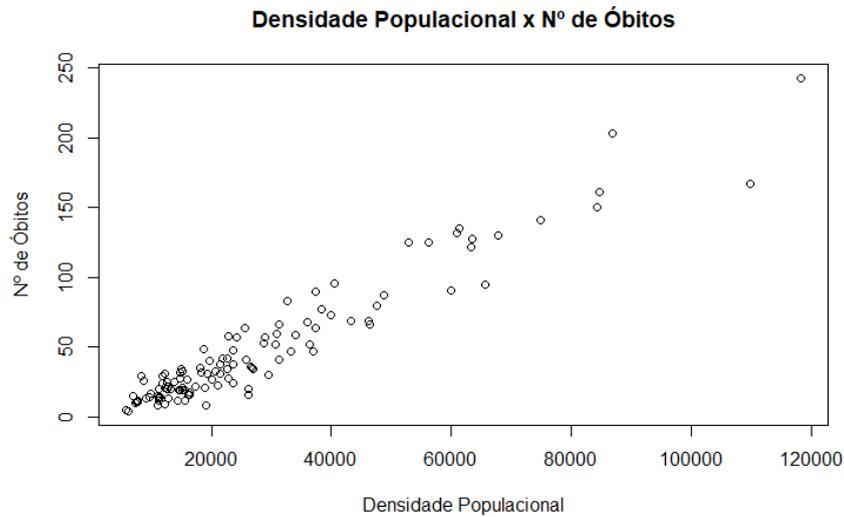
Figura 13 - Gráfico de Dispersão (Segunda Dose x Número de Óbitos).



Fonte: O Autor (2022).

No caso da variável “Densidade Populacional”, esta possui uma proporção direta com o número de óbitos, que já é esperada, visto que em áreas onde a população é maior e, conseqüentemente, o contato entre as pessoas também, o nível de contágio e de prováveis óbitos tende a ser maior. Isto pode ser observado na Figura 14.

Figura 14 - Gráfico de Dispersão (Densidade Populacional x Número de Óbitos).



Fonte: O Autor (2022).

Quanto à variável “Investimento em Saúde”, esta segue a mesma linha de raciocínio dos números de vacinas aplicadas, pois os investimentos podem ser realizados tanto no início do isolamento social ou do combate ao Coronavírus, como medida preventiva, quanto em situações críticas, como medida reativa. Por isso, devido terem sido utilizados os acumulados dos dados e não dados temporais, sua relação com o número de óbitos não é tão bem explicada. Por fim, o Número de Leitos é a mais subjetiva das variáveis, quando analisada separadamente, pois é comum que haja a transferência de pacientes das cidades pequenas, que possuem um menor número de leitos ou nenhum, para as maiores, que, geralmente, possuem um número maior. Possivelmente devido a isto, a mesma foi retirada do último modelo estimado.

Sendo assim, as variáveis mais importantes analisadas, dentre as utilizadas no modelo final estimado, são “1ª Dose”, “2ª Dose + Dose Única” e “Densidade Populacional”.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS E LIMITAÇÕES

Diante do trabalho executado, conclui-se que o objetivo estabelecido na Seção 1 foi alcançado de forma satisfatória, visto que três das oito variáveis analisadas foram identificadas como importantes para o modelo e, conseqüentemente, para a causa em questão. As demais, embora não tenham sido tomadas como relevantes, estavam sujeitas a limitações decorrentes da forma com a qual foram introduzidas ao modelo, o que, certamente, impactou em seu comportamento e análise. E, por fim, melhores decisões podem ser tomadas, por parte de líderes e órgãos de gestão com base nas informações e constatações aqui apresentadas, no que diz respeito às ações desempenhadas no combate ao Coronavírus e de outras pandemias e epidemias que possam surgir.

As limitações impostas, direta e indiretamente, a este estudo foram:

- A escassez de dados relacionados às variáveis consideradas neste estudo (Casos Totais, 1ª Dose, 2ª Dose + Dose Única, 3ª Dose, Número de Leitos, PIB, Investimento em Saúde, Densidade Populacional) quanto às 185 cidades do estado de Pernambuco, adquirindo-se ao final dados completos de apenas 126 destas;
- A adoção dos dados disponibilizados pelas secretarias de saúde e de gestão de cada cidade como verídicos e condizentes com a realidade;
- A dificuldade na obtenção dos dados devido problemas com os portais da transparência dos municípios e sites das prefeituras não atualizados ou práticos;
- A disponibilização de dados não trabalhados e não organizados por meio de inúmeras secretarias, o que dificultou o manuseio e captação das informações;
- A inconsistência de informações datadas para que fosse possível a criação de uma linha temporal.

Desta forma, ficam como sugestões para trabalhos futuros, o contato direto com as secretarias municipais responsáveis pela disponibilização dos dados referentes à saúde em geral, para que seja facilitada a captação das informações necessárias, e a utilização, se possível, de linhas temporais, a fim de demonstrar as melhorias em qualidade de vida e segurança quanto à saúde alcançadas pelo plano de combate ao COVID-19, garantindo assim, maiores confirmações de sua eficiência e importância na garantia do bem-estar e da sobrevivência do ser humano.

REFERÊNCIAS

- ALOTAIBI, Naif. **Statistical and deterministic analysis of covid-19 spread in Saudi Arabia**. Physics. Ed. 28. Riad: Elsevier, 2021.
- BATISTA, J. L. F. **Verossimilhança e Máxima Verossimilhança**. Piracicaba: Centro de Métodos Quantitativos, 2009.
- BEM ESTAR - CORONAVÍRUS. **Mortes e casos conhecidos de coronavírus no Brasil e nos estados: onde as mortes estão subindo, em estabilidade e em queda**. São Paulo, 2022. Disponível em: <https://especiais.g1.globo.com/bemestar/coronavirus/estados-brasil-mortes-casos-media-move/> - Acesso em: 23 de abril de 2022.
- BIERNATH, André. **Túnel do Tempo: Quais as semelhanças entre a Covid-19 e outras pandemias do passado?**. VEJA Saúde. 23 de Maio de 2020. Disponível em: <https://saude.abril.com.br/coluna/tunel-do-tempo/semelhancas-covid-pandemias-passado/>. Acesso em: 27 de janeiro de 2022.
- BRONZE, Giovanna. **Mesmo com alta de casos, Brasil registra queda na taxa de letalidade por Covid-19**. CNN Saúde. 20 de Janeiro de 2022. Disponível em: <https://www.cnnbrasil.com.br/saude/mesmo-com-mais-casos-brasil-registra-queda-na-taxa-de-letalidade-por-covid-19/>. Acesso em: 06 de fevereiro de 2022.
- CARVALHO, K. C. M.; VICENTE, J. P.; E TEIXEIRA, J. O. **COVID-19 Time Series Forecasting – Twenty Days Ahead**. Bragança: Elsevier, 2021.
- CHEIN, Flávia. **Introdução aos Modelos de Regressão linear: um passo inicial para compreensão da econometria como uma ferramenta de avaliação de políticas públicas**. Brasília: ENAP, 2019.
- CORDEIRO, G. M.; DEMÉTRIO, C. G. B. **Modelos Lineares Generalizados e Extensões**. Piracicaba: USP, 2008.
- ESCOLÀ-GASCÓN, Álex. **Statistical indicators of compliance with anti-COVID-19 public health measures at European airports**. International Journal of Disaster Risk Reduction. Ed. 68. Barcelona: Elsevier, 2022.
- HOFFMANN, Rodolfo. **Análise de Regressão: uma introdução à Econometria**. 5. ed. Piracicaba: Portal de Livros Abertos da USP, 2016.
- INSTITUTO BUTANTAN. **Não vacinados representam 75% das mortes por Covid-19, diz estudo brasileiro**. São Paulo, 2022. Disponível em: <https://butantan.gov.br/noticias/nao-vacinados-representam-75-das-mortes-por-covid-19-diz-e-studo-brasileiro> - Acesso em: 23 de abril de 2022.
- KHAN et al. **Performance evaluation of regression models for COVID-19: A statistical and predictive perspective**. Ain Shams Engineering Journal. Ed. 13. Bisha: Ain Shams University, 2022.
- MANCA, D.; CALDIROLI, D.; STORTI, E. **A simplified math approach to predict ICU beds and mortality rate for hospital emergency planning under Covid-19 pandemic**. Milano: Elsevier, 2020.

NELDER, J. A.; WEDDERBURN, W. M. **Generalized Linear Models**. Harpenden: Journal of the Royal Statistical Society, 1972. Disponível em: <http://www.jstor.org/stable/2344614?origin=JSTOR-pdf>.

OLIVEIRA, Maxwell Ferreira de. **Metodologia científica: um manual para a realização de pesquisas em Administração**. Catalão: UFG, 2011.

OUR WORLD IN DATA. **Coronavirus (COVID-19) Vaccinations**. Londres. Disponível em: <https://ourworldindata.org/covid-vaccinations>. Acesso em: 07 de fevereiro de 2022.

PORTAL DA TRANSPARÊNCIA - CONTROLADORIA GERAL DA UNIÃO. **Recursos Federais destinados ao combate da pandemia de CORONAVÍRUS (COVID-19)**. Publicado em dezembro de 2021. Disponível em: <https://www.portaltransparencia.gov.br/coronavirus> - Acesso em: 23 de abril de 2022.

SECRETARIA DE SAÚDE DO RIO GRANDE DO SUL. **Estudo aponta redução de 87% no risco de óbitos por covid-19 em pessoas com vacinação completa**. Publicado em: 23 de dezembro de 2021. Disponível em: <https://saude.rs.gov.br/estudo-aponta-reducao-de-87-no-risco-de-obitos-por-covid-19-em-pessoas-com-vacinacao-completa>.

SEPLAG-PE. **Pernambuco contra o COVID19**. Disponível em: <https://dados.seplag.pe.gov.br/apps/corona.html>. Acesso em: 27 de janeiro de 2022.

YAMAMOTO, Jorge. **Distribuição normal: o que é e sua grande importância na estatística**. Geokrikagem, 2021. Disponível em: <https://geokrikagem.com.br/distribuicao-normal-o-que-e-e-sua-grande-importancia-na-estatistica/>.

ZHU et al. **Sustainable border control policy in the COVID-19 pandemic: A math modeling study**. Elsevier. Ed. 41. Shanghai: Institute for Employment Research Nuernberg and University of Regensburg, 2021.

ANEXO A - LISTA DE CIDADES, FONTES DE DADOS E DATA DE ACESSO

Cidade	Fonte de Dados (link)	Data de Acesso
Abreu e Lima	https://abreuelima.pe.gov.br/	27/03/2022
Afogados da Ingazeira	https://afogadosdaingazeira.pe.gov.br/boletimCovid19.php#main	27/03/2022
Afrânio	https://afranio.pe.gov.br/2021/06/14/listagem-de-habitantes-vacina-ados-contr-a-covid-19-em-afranio-pe/	27/03/2022
Agrestina	http://www.agrestina.pe.gov.br/v2/noticias	04/04/2022
Água Preta	https://www.aguapreta.pe.gov.br/tag/vacinometro/	04/04/2022
Águas Belas	https://www.instagram.com/stories/highlights/17887636016098905/	04/04/2022
Alagoinha	https://alagoinha.pb.gov.br/category/transparencia-covid-19/vacina-ometro/	04/04/2022
Aliança	https://alianca.pe.gov.br/	04/04/2022
Altinho	http://altinho.pe.gov.br/v1/category/boletins-covid-19/	04/04/2022
Amaraji	https://m.facebook.com/prefeituramunicipaldeamaraji/photos/a.102230278492764/147006740681784/?type=3&_rdr	04/04/2022
Angelim	http://162.214.186.142:16444/transparencia/angelim/prefeitura/vacina-cao.faces	04/04/2022
Araçoiaba	https://aracoiaba.ce.gov.br/vacinometro.php	04/04/2022
Araripina	https://datastudio.google.com/u/0/reporting/52e40a3e-c314-4edc-8756-587fd7d327a5/page/oC9yB	04/04/2022
Arcoverde	https://www.facebook.com/saudearcoverde/photos/pcb.3208091196085350/3208091109418692/	04/04/2022
Barra de Guabiraba	https://www.instagram.com/stories/highlights/17954476831450252/	05/04/2022

Barreiros	http://barreiros.pe.gov.br/site/	05/04/2022
Belém de Maria	https://belemdemaria.pe.gov.br/	05/04/2022
Belém do São Francisco	https://www.belemdosaofrancisco.pe.gov.br/vacinometro/	05/04/2022
Belo Jardim	http://belojardim.pe.gov.br/vacina/informacoes/estatisticas	05/04/2022
Betânia	https://betania.pe.gov.br/vacina/informacoes/estatisticas	05/04/2022
Bezerros	https://bezerros.pe.gov.br/vacinometro/	05/04/2022
Bodocó	https://bodoco.pe.gov.br/c/vacinometro/	05/04/2022
Bom Conselho	https://transparencia.bomconselho.pe.gov.br/portal/v81/covid_home/covid_home.php	05/04/2022
Bom Jardim		05/04/2022
Bonito	https://afogadosdaingazeira.pe.gov.br/boletimCovid19.php#main	05/04/2022
Brejão	https://afranio.pe.gov.br/2021/06/14/listagem-de-habitantes-vacinados-contracovid-19-em-afranio-pe/	05/04/2022
Brejinho	http://www.agrestina.pe.gov.br/v2/noticias	05/04/2022
Brejo da Madre de Deus	https://www.aguapreta.pe.gov.br/tag/vacinometro/	05/04/2022
Buenos Aires	https://www.instagram.com/stories/highlights/17887636016098905/	05/04/2022
Buíque	https://alagoinha.pb.gov.br/category/transparencia-covid-19/vacinometro/	05/04/2022
Cabo de Santo Agostinho	https://alianca.pe.gov.br/	05/04/2022

Cabrobó	http://altinho.pe.gov.br/v1/category/boletins-covid-19/	05/04/2022
Cachoeirinha	https://m.facebook.com/prefeituramunicipaldeamaraji/photos/a.102230278492764/147006740681784/?type=3&_rdr	05/04/2022
Caetés	http://162.214.186.142:16444/transparencia/angelim/prefeitura/vacinacao.faces	05/04/2022
Calçado	https://aracoiaba.ce.gov.br/vacinometro.php	05/04/2022
Calumbi	https://datastudio.google.com/u/0/reporting/52e40a3e-c314-4edc-8756-587fd7d327a5/page/oC9yB	05/04/2022
Camaragibe	https://www.facebook.com/saudearcoverde/photos/pcb.3208091196085350/3208091109418692/	05/04/2022
Camocim de São Félix	https://www.instagram.com/stories/highlights/17954476831450252/	05/04/2022
Camutanga	http://barreiros.pe.gov.br/site/	05/04/2022
Canhotinho	https://belemdemaria.pe.gov.br/	05/04/2022
Capoeiras	https://www.belemdosaofrancisco.pe.gov.br/vacinometro/	05/04/2022
Carnaíba	http://belojardim.pe.gov.br/vacina/informacoes/estatisticas	05/04/2022
Carnaubeira da Penha	https://betania.pe.gov.br/vacina/informacoes/estatisticas	05/04/2022
Carpina	https://bezerros.pe.gov.br/vacinometro/	07/04/2022
Caruaru	https://bodoco.pe.gov.br/c/vacinometro/	07/04/2022
Casinhas	https://transparencia.bomconselho.pe.gov.br/portal/v81/covid_home/covid_home.php	07/04/2022
Catende	http://catende.pe.gov.br/	07/04/2022
Cedro	https://afogadosdaingazeira.pe.gov.br/boletimCovid19.php#main	07/04/2022
Chã de Alegria	https://afranio.pe.gov.br/2021/06/14/listagem-de-habitantes-vacinados-contra-covid-19-em-afranio-pe/	07/04/2022

Chã Grande	http://www.agrestina.pe.gov.br/v2/noticias	07/04/2022
Condado	https://www.aguapreta.pe.gov.br/tag/vacinometro/	07/04/2022
Correntes	https://www.instagram.com/stories/highlights/17887636016098905/	07/04/2022
Cortês	https://alagoinha.pb.gov.br/category/transparencia-covid-19/vacinometro/	07/04/2022
Cumaru	https://alianca.pe.gov.br/	07/04/2022
Cupira	http://altinho.pe.gov.br/v1/category/boletins-covid-19/	07/04/2022
Custódia	https://m.facebook.com/prefeituramunicipaldeamaraji/photos/a.102230278492764/147006740681784/?type=3&_rdr	09/04/2022
Dormentes	http://162.214.186.142:16444/transparencia/angelim/prefeitura/vacinacao.faces	09/04/2022
Escada	https://aracoiaba.ce.gov.br/vacinometro.php	09/04/2022
Exu	https://datastudio.google.com/u/0/reporting/52e40a3e-c314-4edc-8756-587fd7d327a5/page/oC9yB	09/04/2022
Feira Nova	https://www.facebook.com/saudearcoverde/photos/pcb.3208091196085350/3208091109418692/	09/04/2022
Fernando de Noronha	https://www.instagram.com/stories/highlights/17954476831450252/	09/04/2022
Ferreiros	http://barreiros.pe.gov.br/site/	09/04/2022
Flores	https://belemdemaria.pe.gov.br/	09/04/2022
Floresta	https://www.belemdosaofrancisco.pe.gov.br/vacinometro/	09/04/2022
Frei Miguelinho	http://belojardim.pe.gov.br/vacina/informacoes/estatisticas	09/04/2022
Gameleira	https://betania.pe.gov.br/vacina/informacoes/estatisticas	09/04/2022
Garanhuns	https://bezerros.pe.gov.br/vacinometro/	09/04/2022

Glória do Goitá	https://bodoco.pe.gov.br/c/vacinometro/	09/04/2022
Goiana	https://transparencia.bomconselho.pe.gov.br/portal/v81/covid_home/covid_home.php	09/04/2022
Granito	https://granito.pe.gov.br/	09/04/2022
Gravatá	https://afogadosdaingazeira.pe.gov.br/boletimCovid19.php#main	09/04/2022
Iati	https://afranio.pe.gov.br/2021/06/14/listagem-de-habitantes-vacinados-contra-covid-19-em-afranio-pe/	09/04/2022
Ibimirim	http://www.agrestina.pe.gov.br/v2/noticias	09/04/2022
Ibirajuba	https://www.aguapreta.pe.gov.br/tag/vacinometro/	09/04/2022
Igarassu	https://www.instagram.com/stories/highlights/17887636016098905/	09/04/2022
Iguaracy	https://alagoinha.pb.gov.br/category/transparencia-covid-19/vacinometro/	09/04/2022
Ilha de Itamaracá	https://alianca.pe.gov.br/	10/04/2022
Inajá	http://altinho.pe.gov.br/v1/category/boletins-covid-19/	10/04/2022
Ingazeira	https://m.facebook.com/prefeituramunicipaldeamaraji/photos/a.102230278492764/147006740681784/?type=3&_rdr	10/04/2022
Ipojuca	http://162.214.186.142:16444/transparencia/angelim/prefeitura/vacinacao.faces	10/04/2022
Ipubi	https://aracoiaba.ce.gov.br/vacinometro.php	10/04/2022
Itacuruba	https://datastudio.google.com/u/0/reporting/52e40a3e-c314-4edc-8756-587fd7d327a5/page/oC9yB	10/04/2022
Itaíba	https://www.facebook.com/saudearcoverde/photos/pcb.3208091196085350/3208091109418692/	10/04/2022
Itambé	https://www.instagram.com/stories/highlights/17954476831450252/	10/04/2022

Itapetim	http://barreiros.pe.gov.br/site/	10/04/2022
Itapissuma	https://belemdemaria.pe.gov.br/	10/04/2022
Itaquitinga	https://www.belemdosaofrancisco.pe.gov.br/vacinometro/	10/04/2022
Jaboatão dos Guararapes	http://belojardim.pe.gov.br/vacina/informacoes/estatisticas	10/04/2022
Jaqueira	https://betania.pe.gov.br/vacina/informacoes/estatisticas	10/04/2022
Jataúba	https://bezerros.pe.gov.br/vacinometro/	10/04/2022
Jatobá	https://bodoco.pe.gov.br/c/vacinometro/	10/04/2022
João Alfredo	https://transparencia.bomconselho.pe.gov.br/portal/v81/covid_home/covid_home.php	10/04/2022
Joaquim Nabuco	https://joaquimnabuco.pe.gov.br/	10/04/2022
Jucati	https://afogadosdaingazeira.pe.gov.br/boletimCovid19.php#main	10/04/2022
Jupi	https://afranio.pe.gov.br/2021/06/14/listagem-de-habitantes-vacinados-contracovid-19-em-afranio-pe/	10/04/2022
Jurema	http://www.agrestina.pe.gov.br/v2/noticias	10/04/2022
Lagoa de Itaenga	https://www.aguapreta.pe.gov.br/tag/vacinometro/	10/04/2022
Lagoa do Carro	https://www.instagram.com/stories/highlights/17887636016098905/	10/04/2022
Lagoa do Ouro	https://alagoinha.pb.gov.br/category/transparencia-covid-19/vacinometro/	10/04/2022
Lagoa dos Gatos	https://alianca.pe.gov.br/	10/04/2022
Lagoa Grande	http://altinho.pe.gov.br/v1/category/boletins-covid-19/	10/04/2022

Lajedo	https://m.facebook.com/prefeituramunicipaldeamaraji/photos/a.102230278492764/147006740681784/?type=3&_rdr	10/04/2022
Limoeiro	http://162.214.186.142:16444/transparencia/angelim/prefeitura/vacinacao.faces	10/04/2022
Macaparana	https://aracoiaba.ce.gov.br/vacinometro.php	10/04/2022
Machados	https://datastudio.google.com/u/0/reporting/52e40a3e-c314-4edc-8756-587fd7d327a5/page/oC9yB	10/04/2022
Manari	https://www.facebook.com/saudearcoverde/photos/pcb.3208091196085350/3208091109418692/	10/04/2022
Maraial	https://www.instagram.com/stories/highlights/17954476831450252/	10/04/2022
Mirandiba	http://barreiros.pe.gov.br/site/	10/04/2022
Moreilândia	https://belemdemaria.pe.gov.br/	10/04/2022
Moreno	https://www.belemdosaofrancisco.pe.gov.br/vacinometro/	10/04/2022
Nazaré da Mata	http://belojardim.pe.gov.br/vacina/informacoes/estatisticas	10/04/2022
Olinda	https://betania.pe.gov.br/vacina/informacoes/estatisticas	10/04/2022
Orobó	https://bezerros.pe.gov.br/vacinometro/	10/04/2022
Orocó	https://bodoco.pe.gov.br/c/vacinometro/	10/04/2022
Ouricuri	https://transparencia.bomconselho.pe.gov.br/portal/v81/covid_home/covid_home.php	10/04/2022
Palmares	https://www.palmares.pe.gov.br/	10/04/2022
Palmeirina	https://afogadosdaingazeira.pe.gov.br/boletimCovid19.php#main	10/04/2022
Panelas	https://afranio.pe.gov.br/2021/06/14/listagem-de-habitantes-vacinados-contra-covid-19-em-afranio-pe/	10/04/2022
Paranatama	http://www.agrestina.pe.gov.br/v2/noticias	10/04/2022
Parnamirim	https://www.aguapreta.pe.gov.br/tag/vacinometro/	10/04/2022

Passira	https://www.instagram.com/stories/highlights/17887636016098905/	10/04/2022
Paudalho	https://alagoinha.pb.gov.br/category/transparencia-covid-19/vacinometro/	10/04/2022
Paulista	https://alianca.pe.gov.br/	11/04/2022
Pedra	http://altinho.pe.gov.br/v1/category/boletins-covid-19/	11/04/2022
Pesqueira	https://m.facebook.com/prefeituramunicipaldeamaraji/photos/a.102230278492764/147006740681784/?type=3&_rdr	11/04/2022
Petrolândia	http://162.214.186.142:16444/transparencia/angelim/prefeitura/vacinacao.faces	11/04/2022
Petrolina	https://aracoiaba.ce.gov.br/vacinometro.php	11/04/2022
Poção	https://datastudio.google.com/u/0/reporting/52e40a3e-c314-4edc-8756-587fd7d327a5/page/oC9yB	11/04/2022
Pombos	https://www.facebook.com/saudearcoverde/photos/pcb.3208091196085350/3208091109418692/	11/04/2022
Primavera	https://www.instagram.com/stories/highlights/17954476831450252/	11/04/2022
Quipapá	http://barreiros.pe.gov.br/site/	11/04/2022
Quixaba	https://belemdemaria.pe.gov.br/	11/04/2022
Recife	https://www.belemdosaofrancisco.pe.gov.br/vacinometro/	11/04/2022
Riacho das Almas	http://belojardim.pe.gov.br/vacina/informacoes/estatisticas	11/04/2022
Ribeirão	https://betania.pe.gov.br/vacina/informacoes/estatisticas	11/04/2022
Rio Formoso	https://bezerros.pe.gov.br/vacinometro/	11/04/2022
Sairé	https://bodoco.pe.gov.br/c/vacinometro/	11/04/2022
Salgadinho	https://transparencia.bomconselho.pe.gov.br/portal/v81/covid_home/covid_home.php	11/04/2022

Salgueiro		11/04/2022
Saloá	https://afogadosdaingazeira.pe.gov.br/boletimCovid19.php#main	11/04/2022
Sanharó	https://afranio.pe.gov.br/2021/06/14/listagem-de-habitantes-vacinados-contracovid-19-em-afranio-pe/	11/04/2022
Santa Cruz	http://www.agrestina.pe.gov.br/v2/noticias	11/04/2022
Santa Cruz da Baixa Verde	https://www.aguapreta.pe.gov.br/tag/vacinometro/	11/04/2022
Santa Cruz do Capibaribe	https://www.instagram.com/stories/highlights/17887636016098905/	11/04/2022
Santa Filomena	https://alagoinha.pb.gov.br/category/transparencia-covid-19/vacinometro/	11/04/2022
Santa Maria da Boa Vista	https://alianca.pe.gov.br/	11/04/2022
Santa Maria do Cambucá	http://altinho.pe.gov.br/v1/category/boletins-covid-19/	11/04/2022
Santa Terezinha	https://m.facebook.com/prefeituramunicipaldeamaraji/photos/a.102230278492764/147006740681784/?type=3&_rdr	11/04/2022
São Benedito do Sul	http://162.214.186.142:16444/transparencia/angelim/prefeitura/vacinacao.faces	11/04/2022
São Bento do Una	https://aracoiaba.ce.gov.br/vacinometro.php	11/04/2022
São Caitano	https://datastudio.google.com/u/0/reporting/52e40a3e-c314-4edc-8756-587fd7d327a5/page/oC9yB	11/04/2022
São João	https://www.facebook.com/saudearcoverde/photos/pcb.3208091196085350/3208091109418692/	11/04/2022

São Joaquim do Monte	https://www.instagram.com/stories/highlights/17954476831450252/	11/04/2022
São José da Coroa Grande	http://barreiros.pe.gov.br/site/	11/04/2022
São José do Belmonte	https://belemdemaria.pe.gov.br/	11/04/2022
São José do Egito	https://www.belemdosaofrancisco.pe.gov.br/vacinometro/	11/04/2022
São Lourenço da Mata	http://belojardim.pe.gov.br/vacina/informacoes/estatisticas	12/04/2022
São Vicente Ferrer	https://betania.pe.gov.br/vacina/informacoes/estatisticas	12/04/2022
Serra Talhada	https://bezerros.pe.gov.br/vacinometro/	12/04/2022
Serrita	https://bodoco.pe.gov.br/c/vacinometro/	12/04/2022
Sertânia	https://transparencia.bomconselho.pe.gov.br/portal/v81/covid_home/covid_home.php	12/04/2022
Sirinhaém	https://sirinhaem.pe.gov.br/	12/04/2022
Solidão	https://afogadosdaingazeira.pe.gov.br/boletimCovid19.php#main	12/04/2022
Surubim	https://afranio.pe.gov.br/2021/06/14/listagem-de-habitantes-vacinados-contracovid-19-em-afranio-pe/	12/04/2022
Tabira	http://www.agrestina.pe.gov.br/v2/noticias	12/04/2022
Tacaimbó	https://www.aguapreta.pe.gov.br/tag/vacinometro/	12/04/2022
Tacaratu	https://www.instagram.com/stories/highlights/17887636016098905/	12/04/2022

Tamandaré	https://alagoinha.pb.gov.br/category/transparencia-covid-19/vacinometro/	12/04/2022
Taquaritinga do Norte	https://alianca.pe.gov.br/	12/04/2022
Terezinha	http://altinho.pe.gov.br/v1/category/boletins-covid-19/	12/04/2022
Terra Nova	https://m.facebook.com/prefeituramunicipaldeamaraji/photos/a.102230278492764/147006740681784/?type=3&_rdr	12/04/2022
Timbaúba	http://162.214.186.142:16444/transparencia/angelim/prefeitura/vacinacao.faces	12/04/2022
Toritama	https://aracoiaba.ce.gov.br/vacinometro.php	12/04/2022
Tracunhaém	https://datastudio.google.com/u/0/reporting/52e40a3e-c314-4edc-8756-587fd7d327a5/page/oC9yB	12/04/2022
Trindade	https://www.facebook.com/saudearcoverde/photos/pcb.3208091196085350/3208091109418692/	12/04/2022
Triunfo	https://www.instagram.com/stories/highlights/17954476831450252/	12/04/2022
Tupanatinga	http://barreiros.pe.gov.br/site/	12/04/2022
Tuparetama	https://belemdemaria.pe.gov.br/	12/04/2022
Venturosa	https://www.belemdosaofrancisco.pe.gov.br/vacinometro/	12/04/2022
Verdejante	http://belojardim.pe.gov.br/vacina/informacoes/estatisticas	12/04/2022
Vertente do Lério	https://betania.pe.gov.br/vacina/informacoes/estatisticas	12/04/2022
Vertentes	https://bezerros.pe.gov.br/vacinometro/	12/04/2022
Vicência	https://bodoco.pe.gov.br/c/vacinometro/	12/04/2022
Vitória de Santo Antão	https://transparencia.bomconselho.pe.gov.br/portal/v81/covid_home/covid_home.php	12/04/2022
Xexéu	http://site.xexeu.pe.gov.br/	12/04/2022