



UNIVERSIDADE EDUARDO MONDLANE
FACULDADE DE CIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE MATEMÁTICA E INFORMÁTICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ESTATÍSTICA APLICADA

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

**HETEROGENEIDADE ESPACIAL E MODELAÇÃO
MULTINÍVEL PONDERADA DA QUEBRA VACINAL EM
CRIANÇAS DE 12–35 MESES EM MOÇAMBIQUE**

EDMILSON EUGÉNIO FILIMONE

Maputo
2026

UNIVERSIDADE EDUARDO MONDLANE
FACULDADE DE CIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE MATEMÁTICA E INFORMÁTICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ESTATÍSTICA APLICADA

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

**HETEROGENEIDADE ESPACIAL E MODELAÇÃO
MULTINÍVEL PONDERADA DA QUEBRA VACINAL EM
CRIANÇAS DE 12–35 MESES EM MOÇAMBIQUE**

EDMILSON EUGÉNIO FILIMONE

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Estatística Aplicada da Universidade Eduardo Mondlane, como parte dos requisitos para a obtenção do grau de Mestre em Estatística Aplicada.

Orientadora: Doutora Sheyla Ratan Rodrigues Cassy

Co-Orientador: Doutor Assucênio Hortêncio Chissaque

Maputo

2026

UNIVERSIDADE EDUARDO MONDLANE
FACULDADE DE CIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE MATEMÁTICA E INFORMÁTICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ESTATÍSTICA APLICADA

**HETEROGENEIDADE ESPACIAL E MODELAÇÃO
MULTINÍVEL PONDERADA DA QUEBRA VACINAL EM
CRIANÇAS DE 12–35 MESES EM MOÇAMBIQUE**

EDMILSON EUGÉNIO FILIMONE

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Estatística Aplicada da Universidade Eduardo Mondlane, como parte dos requisitos para a obtenção do grau de Mestre em Estatística Aplicada.

Aprovado em ____ de _____ de 2026, por:

Prof. Doutor Osvaldo Francisco André Loquiha
(Arguente - DMI-UEM)

Doutor Adelino Martins
(Presidente - DMI-UEM)

Doutora Sheyla Ratan Rodrigues Cassy
(Orientadora – DMI-UEM)

Doutor Assucênio Hortêncio Chissaque
(Co-Orientador – EGPAF)

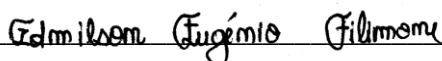
Maputo
Janeiro/2026

DECLARAÇÃO DE COMPROMISSO DE HONRA

Declaro que este trabalho nunca foi apresentado para a obtenção de qualquer grau académico ou num outro âmbito e que ele constitui o resultado do meu labor individual. Este trabalho é apresentado em cumprimento parcial dos requisitos para a obtenção do grau de Mestre em Estatística Aplicada da Universidade Eduardo Mondlane.

Maputo, Janeiro de 2026

O autor



Edmilson Eugénio Filimone

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho aos meus pais, por todo amparo e cuidado que tiveram comigo desde a minha infância. A minha mãe Lídia Macanda pelo amor incondicional, e em memória do meu pai Hidácio Tomás Filimone pelo cuidado e zelo que sempre teve comigo em relação aos meus estudos. Dedico-o igualmente aos meus irmãos, Yuran Filimone e Helton Filimone.

AGRADECIMENTOS

Os meus sinceros sentimentos de gratidão a todos quantos tornaram possível a realização desta dissertação de mestrado, bem como a todos aqueles que, directa ou indirectamente, contribuíram para o meu processo de formação académica e científica.

Em especial, agradeço a Deus, o Todo-Poderoso, pela graça que me tem concedido ao longo deste percurso. Aos meus pais, Hidácio Tomás Filimone e Lídia Macanda, por terem gerado, plantado e cuidado da semente que é a minha vida, transmitindo-me valores que sustentam a minha caminhada académica e pessoal.

Expresso igualmente o meu reconhecimento ao meu amigo e colega Domingos Mulungo, pela boa caminhada que trilhámos juntos ao longo do Mestrado. Agradeço ao corpo docente do Mestrado em Estatística Aplicada e aos funcionários do Departamento de Matemática e Informática, pela contribuição positiva e decisiva na minha formação.

Manifesto a minha gratidão ao *Grand Challenges Brasil* e à equipa do projecto *Bring-Data* do Instituto Nacional de Saúde (INS), em particular à Doutora Esperança Guimarães e ao Doutor Orvalho Augusto, pelo apoio institucional, científico e financeiro concedido, através de uma bolsa que permitiu a realização e conclusão deste trabalho. Ao Doutor Assucênio Chissaque (PI do projecto *Bring-Data*), agradeço pela mentoria, orientação e acompanhamento em cada etapa deste trabalho. A sua contribuição foi igualmente determinante na minha preparação para conferências científicas, onde alguns dos resultados desta dissertação foram apresentados e discutidos.

Por fim, expresso os meus mais profundos sentimentos de gratidão à minha supervisora, Doutora Sheyla Cassy, pela paciência, dedicação e zelo demonstrados ao longo de todo o processo de orientação e revisão desta dissertação. A sua postura exigente, marcada por oportunos puxões de orelhas, contribuiu decisivamente para o meu amadurecimento académico, levando-me a melhorar continuamente a qualidade científica e metodológica do trabalho.

RESUMO

A vacinação constitui um componente fundamental das intervenções de saúde pública. Estima-se que, a cada ano, a vacinação evite cerca de 3 milhões de mortes por doenças preveníveis por vacinação. No entanto, as vacinas continuam subutilizadas em várias regiões do mundo, particularmente nos países de baixa e média renda, incluindo Moçambique, onde as elevadas taxas de mortalidade entre crianças menores de 5 anos continuam a ser predominantemente atribuíveis a doenças preveníveis por vacinação. Um dos principais desafios tem sido a quebra vacinal, situação em que as crianças deixam de receber as doses subsequentes após a primeira dose da vacina, resultando em cobertura vacinal incompleta. Assim, o estudo teve como objectivo modelar a quebra vacinal em crianças dos 12 aos 35 meses em Moçambique. Para tal, foram utilizados dados de crianças dos 12 aos 35 meses que receberam a primeira dose da vacina contra difteria, tosse convulsa e tétano (DTP) do mais recente Inquérito Demográfico de Saúde 2022–23 de Moçambique. O índice de Moran e a estatística de Getis-Ord G_i^* foram empregues para explorar a heterogeneidade espacial a nível global e local, e modelos de regressão logística multinível ponderados foram ajustados para identificar os factores associados à quebra vacinal. Os resultados mostraram que o índice da quebra vacinal em Moçambique foi de 27.9% (IC 95%: 25.5-30.5) e foi identificada uma autocorrelação espacial positiva, com pontos críticos de quebra vacinal concentrados nas regiões norte e centro de Moçambique; 60.3% da variação da quebra vacinal pode ser atribuída às diferenças entre as comunidades. Foram identificados factores de risco: residir na zona rural e residir nas províncias de Cabo Delgado ou Nampula e factores protectores: a realização de pelo menos quatro consultas pré-natais, a posse do cartão de saúde, uma percepção favorável quanto à distância até à unidade sanitária mais próxima e viver em agregados familiares com 1 a 2 crianças. Estes resultados sublinham a necessidade de intervenções e programas orientados à medida dos desafios enfrentados pelas comunidades, de forma a contribuir para o alcance do Objectivo de Desenvolvimento Sustentável 3 em Moçambique.

Palavras-chave: Amostragem Complexa; Análise espacial; Doenças preveníveis por vacinação; Quebra Vacinal; Regressão Logística Multinível.

ABSTRACT

Vaccination is a fundamental component of public health interventions. It is estimated that vaccination averts approximately 3 million deaths each year from vaccine-preventable diseases. Nevertheless, vaccines remain underutilized in many regions of the world, particularly in low- and middle-income countries, including Mozambique, where high mortality among children under five years of age is still largely attributable to vaccine-preventable diseases. One of the major challenges is vaccine dropout, a situation in which children fail to receive subsequent doses after the first vaccine dose, resulting in incomplete immunization coverage. This study aimed to model vaccine dropout among children aged 12–35 months in Mozambique. Data were obtained from children aged 12–35 months who received the first dose of the vaccine against diphtheria, tetanus, and pertussis (DTP) from the most recent Mozambique Demographic and Health Survey 2022–23. Moran's Index and the Getis-Ord G_i^* statistic were used to explore global and local spatial heterogeneity, and weighted multilevel logistic regression models were fitted to identify factors associated with vaccine dropout. The results showed that the national vaccine dropout rate was 27.9% (95% CI: 25.5–30.5), with significant spatial autocorrelation, and critical hot spots concentrated in the northern and central regions of Mozambique. Approximately 60.3% of the variation in vaccine dropout was attributable to differences between communities. Identified risk factors included residing in rural areas and living in the provinces of Cabo Delgado or Nampula. Protective factors included attending at least four antenatal care visits, possession of child health card, favorable perception of distance to the nearest health facility and living in households with one to two children. These findings highlight the need for targeted, context-specific interventions and programs to address community-level challenges and contribute to the achievement of Sustainable Development Goal 3 in Mozambique.

Keywords: Complex sampling; Spatial analysis; Vaccine-preventable diseases; Vaccine Dropout; Multilevel logistic regression.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Datas históricas da linha do tempo das vacinas.	6
Figura 2. Número de países endêmicos com casos de varíola antes e depois do início da campanha de vacinação contra a doença no mundo.	8
Figura 3. Estimativas do número total de mortes evitadas por vacinação ao longo de 50 anos do PAV (1974-2024).	9
Figura 4. Tendência da cobertura vacinal e prevalência de crianças zero-dose para todas vacinas básicas do calendário nacional de vacinação em crianças moçambicanas dos 12 aos 23 meses com base nos dados dos IDS de 1997 a 2022-23.	12
Figura 5. Cobertura vacinal de todas vacinas básicas do calendário nacional de vacinação em crianças moçambicanas dos 12 aos 23 meses com base nos dados do IDS de 2022-23.	13
Figura 6. Estimativas globais do número de crianças de 12 meses de idade que não receberam a terceira dose da vacina DTP em 2023.	14
Figura 7. Padrões de autocorrelação espacial.	17
Figura 8. Níveis de significância e valores críticos do <i>z-score</i> para teste de hipóteses.	21
Figura 9. Mapa de Moçambique, destacando as principais unidades administrativas e pontos de amostragem do IDS 2022-23 de Moçambique.	31
Figura 10. Fluxograma dos critérios de inclusão e exclusão da população do estudo.	32
Figura 11. Distribuição por província do Índice da quebra vacinal em crianças dos 12-35 meses em Moçambique.	39
Figura 12. Autocorrelação espacial da quebra vacinal em crianças dos 12-35 meses em Moçambique.	43
Figura 13. Análise de <i>hot spots</i> e <i>cold spots</i> da quebra vacinal em crianças dos 12-35 meses em Moçambique.	44
 Figura B1. Boxplots dos pesos amostrais aproximados com base em diferentes valores de α . A – Pesos aproximados do nível 1; B – Pesos aproximados do nível 2.	 74

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Calendário nacional de vacinação com as vacinas essenciais recomendadas pela OMS.....	11
Tabela 2. Variáveis individuais e contextuais disponíveis no IDS 2022-23 de Moçambique para o estudo de quebra vacinal.	33
Tabela 3. Características sociodemográficas dos participantes do estudo (N=2,790).	36
Tabela 4. Índice da quebra vacinal em crianças dos 12-35 meses segundo as características das mães e dos agregados familiares.....	40
Tabela 5. Estimativas dos modelos de regressão logística multinível ponderado.	46
Tabela A1. Estimativas do modelo de regressão logística multinível ajustado sem qualquer peso do plano de amostragem.	67
Tabela B1. Análise de sensibilidade - estimativas dos modelos de regressão logística multinível (modelo I) ajustados com diferentes pesos aproximados de nível.	70
Tabela B2. Análise de sensibilidade - estimativas dos modelos de regressão logística multinível (modelo IV) ajustados com diferentes pesos aproximados de nível.	71

ABREVIATURAS E ACRÓNIMOS

AE	Áreas de Enumeração
AF	Agregados Familiares
AOR	<i>Adjusted Odds Ratios</i>
BCG	<i>Bacillus Calmette-Guérin</i>
CIE-INS	Comité Institucional de Ética do Instituto Nacional de Saúde
DTP	Vacina contra Difteria, Tosse Convulsa, Tétano
DTP1	1ª dose da vacina contra Difteria, Tosse Convulsa, Tétano
DTP3	3ª dose da vacina contra Difteria, Tosse Convulsa, Tétano
GAVI	<i>Global Alliance for Vaccines and Immunization</i>
GIVS	<i>Global Immunization Vision and Strategy</i>
GVAP	<i>Global Vaccine Action Plan</i>
IA2030	Agenda de Imunização 2030
IC	Intervalo de Confiança
ICC	Coeficiente de Correlação Intraclasse
ICF	<i>Inner City Fund</i>
IDS	Inquérito Demográfico e de Saúde
iid	Independente e Identicamente Distribuído
IMASIDA	Inquérito de Indicadores de Imunização, Malária e HIV/SIDA
INE	Instituto Nacional de Estatística
INS	Instituto Nacional de Saúde
IQV	Índice da Quebra Vacinal
LISA	<i>Local Indicators of Spatial Autocorrelation</i>
MCMC	<i>Markov Chain Monte Carlo</i>
MISAU	Ministério da Saúde
MLGM	Modelos Lineares Generalizados Mistos
SIG	Sistemas de Informação Geográfica
ODS	Objectivos de Desenvolvimento Sustentável
OMS	Organização Mundial da Saúde
PAV	Programa Alargado de Vacinação
UNICEF	<i>United Nations Children's Fund</i>

ÍNDICE

DECLARAÇÃO DE COMPROMISSO DE HONRA	i
DEDICATÓRIA	ii
AGRADECIMENTOS	iii
RESUMO.....	iv
ABSTRACT.....	v
LISTA DE FIGURAS.....	vi
LISTA DE TABELAS.....	vii
ABREVIATURAS E ACRÓNIMOS	viii
1. INTRODUÇÃO	1
1.1. Contextualização	1
1.2. Problema.....	2
1.3. Justificativa.....	2
1.4. Objectivos.....	3
1.4.1. Objectivo geral.....	3
1.4.2. Objectivos específicos	3
1.5. Estrutura da dissertação.....	4
2. REVISÃO DA LITERATURA	5
2.1. Conceitos operacionais.....	5
2.2. História da imunização.....	5
2.3. Programa Alargado de Vacinação.....	7
2.4. Impacto global do Programa Alargado de Vacinação.....	8
2.5. Programa Alargado de Vacinação em Moçambique.....	9
2.6. Cobertura vacinal em Moçambique	12
2.7. Quebra vacinal.....	13
2.8. Fontes de dados sobre a quebra vacinal em Moçambique	15
2.9. Métodos estatísticos usados para o estudo da quebra vacinal.....	16

2.10.	Análise espacial.....	17
2.10.1.	Matriz de proximidade espacial	18
2.10.2.	Índice Global de Moran.....	19
2.10.3.	Análise de <i>Hot spots</i>	21
2.11.	Regressão Logística Multinível.....	22
2.11.1.	Especificação do Modelo	22
2.11.2.	Estimação dos parâmetros do modelo	24
2.11.3.	Aproximação dos pesos amostrais	26
2.11.4.	Avaliação da qualidade de ajuste do modelo	28
3.	METODOLOGIA	30
3.1.	Área de estudo.....	30
3.2.	Desenho do estudo e fonte de dados	30
3.3.	Amostragem	30
3.4.	População do estudo e critérios de elegibilidade	31
3.5.	Variáveis do estudo	32
3.6.	Análise dos dados.....	34
3.7.	Aspectos éticos.....	35
4.	RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	36
4.1.	Resultados	36
4.1.1.	Características sociodemográficas da população do estudo	36
4.1.2.	Índice da quebra vacinal em crianças dos 12-35 meses em Moçambique.....	38
4.1.3.	Índice da quebra vacinal segundo as características sociodemográficas das mães e agregados familiares das crianças dos 12-35 meses em Moçambique	39
4.1.4.	Distribuição espacial da quebra vacinal em crianças dos 12-35 meses em Moçambique	42
4.1.5.	Ajuste do modelo de regressão logística multinível ponderado	44
4.2.	Discussão.....	48
5.	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES	52

5.1. Conclusões	52
5.2. Limitações e Recomendações do estudo	53
REFERÊNCIAS.....	54
APÊNDICE.....	67
ANEXO.....	75

1. INTRODUÇÃO

1.1. Contextualização

A imunização é o processo pelo qual um indivíduo adquire protecção contra doenças infecciosas, seja pelo contacto directo com o agente patogénico, seja por indução através da vacinação (Actor, 2019; Galiza & Heath, 2021). A vacinação constitui uma das intervenções de saúde pública mais bem-sucedidas a nível mundial (WHO, 2024). Segundo Shattock *et al.* (2024), desde a implementação do Programa Alargado de Vacinação (PAV) pela Organização Mundial da Saúde (OMS), em 1974, estima-se que, ao longo de 50 anos, cerca de 154 milhões de pessoas tenham sido protegidas contra doenças infecciosas graves, das quais 146 milhões eram crianças com menos de 5 anos e 101 milhões eram crianças com menos de 1 ano de idade. Nesse mesmo período (1974-2024), a vacinação contribuiu para uma redução da mortalidade infantil em 40% a nível mundial e em 52% no continente africano (Shattock *et al.*, 2024).

Apesar dos impactos positivos da vacinação na saúde global, o acesso aos serviços básicos de imunização continua desigual entre as várias regiões do mundo, sobretudo após as disrupções causadas pela pandemia da COVID-19 nos serviços de saúde de rotina, que evidenciaram disparidades já existentes. Estas desigualdades reflectem-se no aumento do número de crianças que nunca receberam qualquer dose de vacina ou da vacina DTP1, designadas por zero-dose e de crianças com vacinação incompleta, interrupção vacinal ou quebra vacinal (GAVI, 2025; Lai *et al.*, 2023; UNICEF, 2023).

A quebra vacinal é um indicador para avaliar o grau de utilização, qualidade e continuidade dos serviços de imunização junto das crianças com acesso aos mesmos, sendo um indicador utilizado pelo programa de vacinação ao nível local (Jones *et al.*, 2024). Considera-se que uma criança apresenta quebra vacinal quando recebe uma ou mais doses do esquema vacinal recomendado, mas não completa as doses subsequentes (WHO, 2018). Portanto, entender o peso e os determinantes da quebra vacinal é de extrema importância considerando que Moçambique apresenta uma das coberturas de vacinação mais baixas globalmente, em torno de 38% em 2022-23 (INE & ICF, 2024).

O presente trabalho enquadra-se no âmbito do estudo “Nível e tendência de crianças zero-dose e pontualidade da vacinação infantil em Moçambique: Evidências de cinco inquéritos comunitários nacionais e do Sistema de Informação de Saúde para Monitorização e Avaliação - SIS-MA” integrado no projecto *Bring-Data*. O *Bring-Data* tem como foco gerar evidências para

informar sobre o valor da cobertura vacinal, quebra vacinal, tendências, factores associados a crianças zero-dose e pontualidade na vacinação.

1.2. Problema

Em países de baixa e média renda incluindo Moçambique, a vacinação é incluída no PAV e oferecida de forma gratuita, entretanto, o país continua a apresentar assimetrias no número de crianças que beneficiam do serviço.

O calendário nacional de vacinação em Moçambique contempla todas as vacinas essenciais recomendadas pela OMS. Apesar da disponibilidade gratuita destes serviços em todo o território nacional, muitas crianças não completam ou não têm acesso ao esquema vacinal (Cassocera *et al.*, 2020). Poucos estudos foram realizados sobre a quebra vacinal e as razões para o abandono da vacinação permanecem pouco esclarecidas (Jani *et al.*, 2008; Powelson *et al.*, 2022).

Diversos estudos têm recorrido a modelos de regressão logística para identificar factores de risco para quebra vacinal, com base, sobretudo, nos dados provenientes dos Inquéritos Demográficos e de Saúde (IDS) (Kayembe-Ntumba *et al.*, 2022; Ntenda *et al.*, 2022; Tillya *et al.*, 2025). No entanto, abordagens mais recentes, tal como regressão logística multinível, que permite incorporar simultaneamente características individuais e contextuais, oferecendo uma compreensão mais abrangente do fenómeno, ainda são pouco exploradas. Além disso, uma limitação recorrente na literatura consiste na negligência do plano de amostragem complexa dos dados utilizados, nomeadamente a omissão dos pesos amostrais na modelação estatística (Acharya *et al.*, 2018; Aheto *et al.*, 2023; Debie *et al.*, 2020; Tesema *et al.*, 2020; Wariri *et al.*, 2025; Wiysonge *et al.*, 2012). Ignorar os pesos amostrais na modelação pode gerar estimativas imprecisas e conseqüentemente, afecta a definição de políticas públicas em saúde (Asparouhov & Muthen, 2006; Rabe-Hesketh & Skrondal, 2006). Assim, torna-se necessário fazer ajustes a estes modelos, de modo a levar em conta os pesos do desenho da pesquisa para fazer inferências válidas a partir dos dados da pesquisa.

1.3. Justificativa

Apesar da imunização ser um dos programas de saúde pública mais bem-sucedidos no país, este ainda enfrenta desafios devido à quebra vacinal. Estudos para compreender e abordar os

factores individuais e contextuais associados à quebra vacinal em crianças tornam-se cruciais para maximizar os benefícios dos programas de vacinação e proteger as crianças de doenças evitáveis. No contexto moçambicano, onde persistem desigualdades sociais e regionais no acesso e utilização dos serviços de saúde, torna-se particularmente relevante produzir evidência científica que permita identificar os determinantes associados a este fenómeno.

A análise do Inquérito Demográfico e de Saúde de 2022–23 de Moçambique, oferece uma oportunidade importante para aprofundar o conhecimento sobre os padrões e determinantes da quebra vacinal no país. Deste modo, os resultados do estudo poderão fornecer evidência científica relevante para apoiar a formulação e o fortalecimento de políticas públicas e estratégias de saúde destinadas à promoção da vacinação infantil em Moçambique.

1.4. Objectivos

1.4.1. Objectivo geral

Modelar a quebra vacinal em crianças dos 12 aos 35 meses em Moçambique.

1.4.2. Objectivos específicos

- Estimar o índice da quebra vacinal em crianças dos 12 aos 35 meses em Moçambique;
- Analisar o padrão espacial da quebra vacinal em crianças dos 12 aos 35 meses entre as comunidades em Moçambique;
- Identificar comunidades com baixo e elevado índice da quebra vacinal em crianças dos 12 aos 35 meses em Moçambique;
- Estimar a variação da quebra vacinal atribuída às comunidades em Moçambique;
- Ajustar modelos logísticos multiníveis tendo em conta os pesos amostrais do desenho da pesquisa;
- Identificar os factores individuais e contextuais associados à quebra vacinal em crianças dos 12 aos 35 meses em Moçambique.

1.5. Estrutura da dissertação

O presente trabalho encontra-se organizado em cinco capítulos. No capítulo 1, apresenta-se a introdução do estudo, contextualizando a temática, descrevendo o problema de investigação, a sua justificação, bem como os objectivos do trabalho. O capítulo 2 corresponde à revisão da literatura, onde são abordados aspectos teóricos relacionados com a imunização, a quebra vacinal, bem como conceitos fundamentais sobre análise espacial e modelos de regressão logística multinível ponderados. No capítulo 3, procede-se à descrição da área de estudo, dos materiais e métodos utilizados na realização da pesquisa. O capítulo 4 apresenta os resultados obtidos, acompanhados da respectiva discussão à luz da literatura científica existente. Por fim, o capítulo 5 expõe as conclusões do estudo, as recomendações, as limitações encontradas e sugestões para investigações futuras.

2. REVISÃO DA LITERATURA

2.1. Conceitos operacionais

Nesta secção são abordados alguns conceitos que se consideram chave para a compreensão da temática em estudo.

Cobertura vacinal e adesão vacinal - A cobertura vacinal refere-se à proporção de crianças vacinadas numa população elegível à vacinação. Por sua vez, a adesão vacinal diz respeito ao compromisso, à aceitação e à procura dos serviços de vacinação por parte dos cuidadores da criança, reflectindo o seu envolvimento no cumprimento do calendário de vacinação (Iova *et al.*, 2025; WHO, 2018).

Cobertura vacinal completa - A cobertura vacinal completa corresponde à proporção de crianças com idades compreendidas entre os 12 e os 23 meses que receberam pelo menos uma dose da vacina BCG (*Bacillus Calmette-Guérin*), três doses da vacina contra a pólio, três doses da vacina pentavalente e a primeira dose da vacina contra o sarampo (Cassocera *et al.*, 2023).

Zero-dose, vacinação incompleta e quebra vacinal - Considera-se criança zero-dose aquela que não recebeu nenhuma vacina do calendário de vacinação. Contudo, em termos operacionais, uma criança é classificada como zero-dose quando não recebeu a primeira dose da vacina DTP (Vacina contra Difteria, Tosse Convulsa, Tétano). A vacinação incompleta refere-se à situação em que a criança em idade elegível não recebeu a terceira dose da vacina DTP no seu primeiro ano de vida. Por fim, a quebra vacinal corresponde ao estado em que a criança inicia a série de vacinação, mas não a conclui, frequentemente operacionalizada através da diferença entre a cobertura da primeira dose da vacina DTP e a terceira dose da mesma (GAVI, 2025; UNICEF, 2023).

2.2. História da imunização

Até ao final do século XVIII, a humanidade dispunha de poucos métodos eficazes para a prevenção de doenças contagiosas, sendo a varíola um dos maiores problemas de saúde pública, responsável por epidemias devastadoras que afectaram populações em vários continentes ao longo da história (Cabral & Pita, 2015). Nesse contexto, desenvolveu-se a prática da variolação, que consistia na inoculação de material proveniente de pústulas de indivíduos infectados em pessoas saudáveis, com o objectivo de induzir protecção. Observações estatísticas da época

indicavam que determinados grupos populacionais, nomeadamente pessoas envolvidas na ordenha de vacas, apresentavam imunidade natural durante surtos, facto que contribuiu para avanços na compreensão dos mecanismos imunológicos e para o desenvolvimento das vacinas (Cabral & Pita, 2015; Hussain, 2019).

Em 1796, o médico inglês Edward Jenner realizou a primeira experiência vacinal contra a varíola, ao inocular uma criança de oito anos e repetir o procedimento com êxito em outros indivíduos, assinalando o início da vacinação moderna como a principal estratégia preventiva durante várias décadas (Levine *et al.*, 2010; Stern & Markel, 2005; WHO, 2026).

Cerca de 90 anos mais tarde, no final do século XIX, os contributos de Louis Pasteur impulsionaram importantes descobertas no campo da microbiologia, ampliando o conjunto de vacinas disponíveis (Figura 1). Na actualidade, existem mais de 50 vacinas destinadas à prevenção de diversas doenças contagiosas, sendo a vacinação organizada de forma sistemática, sobretudo nos últimos 50 anos, por meio de campanhas nacionais e internacionais, o que tem permitido análises estatísticas consistentes da cobertura e do impacto dessas intervenções (Cabral & Pita, 2015).

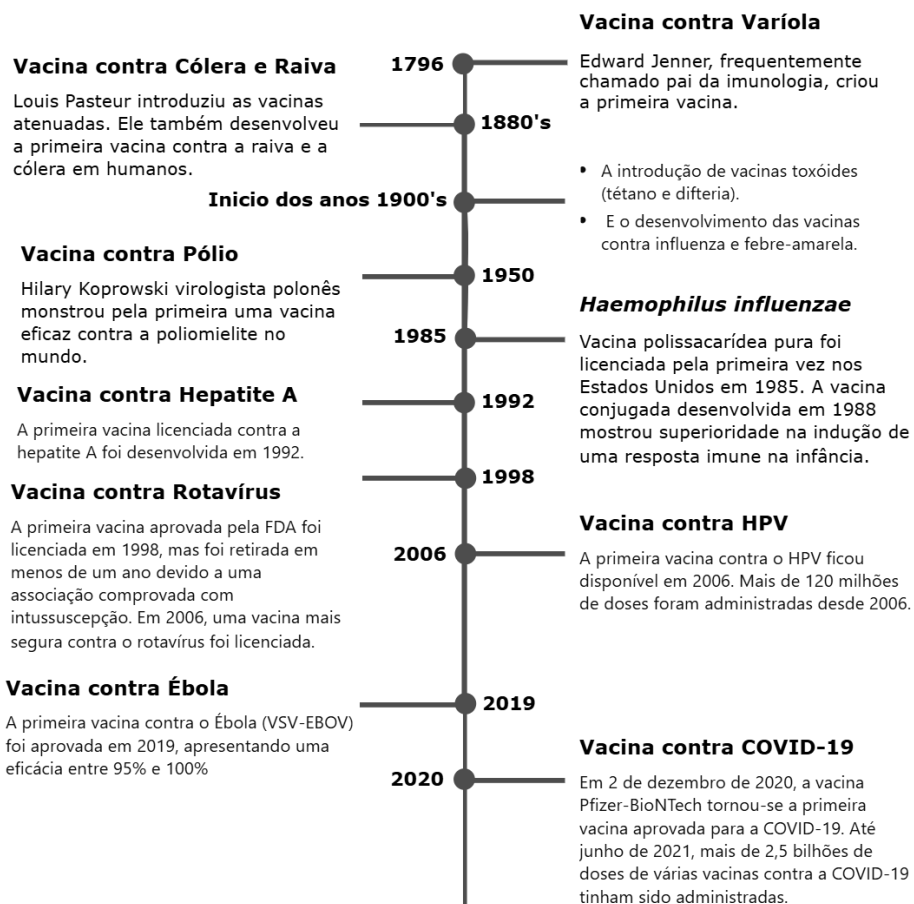


Figura 1. Datas históricas da linha do tempo das vacinas.

Fonte: Saleh *et al.*, 2021 (Adaptado).

2.3. Programa Alargado de Vacinação

Em 1974, a Assembleia Mundial da Saúde, órgão directivo da OMS, inspirada pelo sucesso da campanha de erradicação da varíola (Figura 2), criou o Programa Alargado de Vacinação (PAV). O objectivo inicial do PAV era assegurar a vacinação de todas as crianças contra sete doenças graves: varíola, tuberculose, difteria, tétano, tosse convulsa, poliomielite e sarampo até ao ano de 1990 (Chacon-Cruz *et al.*, 2025).

Entre 2006 e 2020, a OMS e os seus parceiros implementaram duas grandes iniciativas globais de imunização: a *Global Immunization Vision and Strategy* (GIVS) e o *Global Vaccine Action Plan* (GVAP). A GIVS (2006–2015) estabeleceu como metas principais alcançar uma cobertura vacinal de 90% a nível nacional e 80% a nível distrital, reduzir a mortalidade infantil por sarampo, introduzir novas vacinas e melhorar o acesso equitativo à vacinação (Cassocera *et al.*, 2020). Esta visão foi reforçada com a adopção do GVAP em 2011, que previa, até 2020, a erradicação global da poliomielite e a obtenção de coberturas vacinais superiores a 90% para todas as vacinas incluídas nos calendários nacionais de vacinação (MacDonald *et al.*, 2020).

O desempenho do GVAP foi monitorado através de indicadores-chave, nomeadamente: cobertura vacinal global a nível nacional e distrital, cobertura da terceira dose da vacina DTP (DTP3), índice da quebra vacinal (IQV), cobertura da terceira dose da vacina contra a poliomielite e cobertura da primeira dose da vacina contra o sarampo (Cassocera *et al.*, 2020).

Com o término do GVAP, a OMS lançou a Agenda de Imunização 2030 (IA2030), que visa consolidar os progressos alcançados pelo PAV e pelas iniciativas globais anteriores, garantindo o acesso equitativo às vacinas, o fortalecimento dos cuidados primários de saúde e o avanço rumo à cobertura universal de saúde (Immunization Agenda 2030 Partners, 2024).

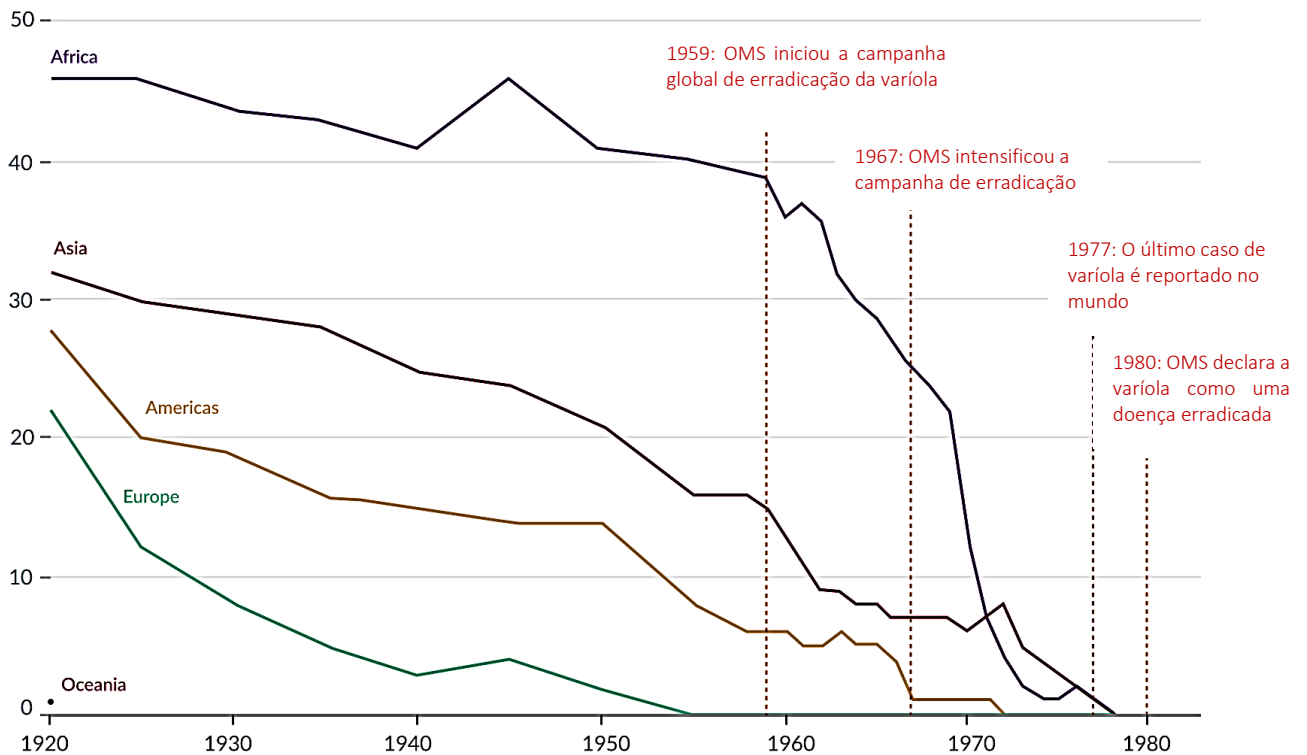


Figura 2. Número de países endêmicos com casos de varíola antes e depois do início da campanha de vacinação contra a doença no mundo.

Fonte: Spooner *et al.* (2022).

2.4. Impacto global do Programa Alargado de Vacinação

Desde a implementação do Programa Alargado de Vacinação, estima-se que, ao longo de cerca de 50 anos, aproximadamente 154 milhões de vidas tenham sido protegidas contra doenças infecciosas graves. Cerca de 60.8% (93.7 milhões) das mortes evitadas são atribuídas ao impacto positivo da vacina contra o sarampo, seguido da vacina DTP, com cerca de 29.0% correspondente a 44.7 milhões de mortes evitadas (Figura 3). Destas, cerca de 146 milhões correspondem a crianças com menos de cinco anos de idade, incluindo 101 milhões de crianças com menos de um ano. No mesmo período (1974–2024), a vacinação contribuiu para uma redução da mortalidade infantil em cerca de 40% a nível global e em 52% no continente africano (Shattock *et al.*, 2024).

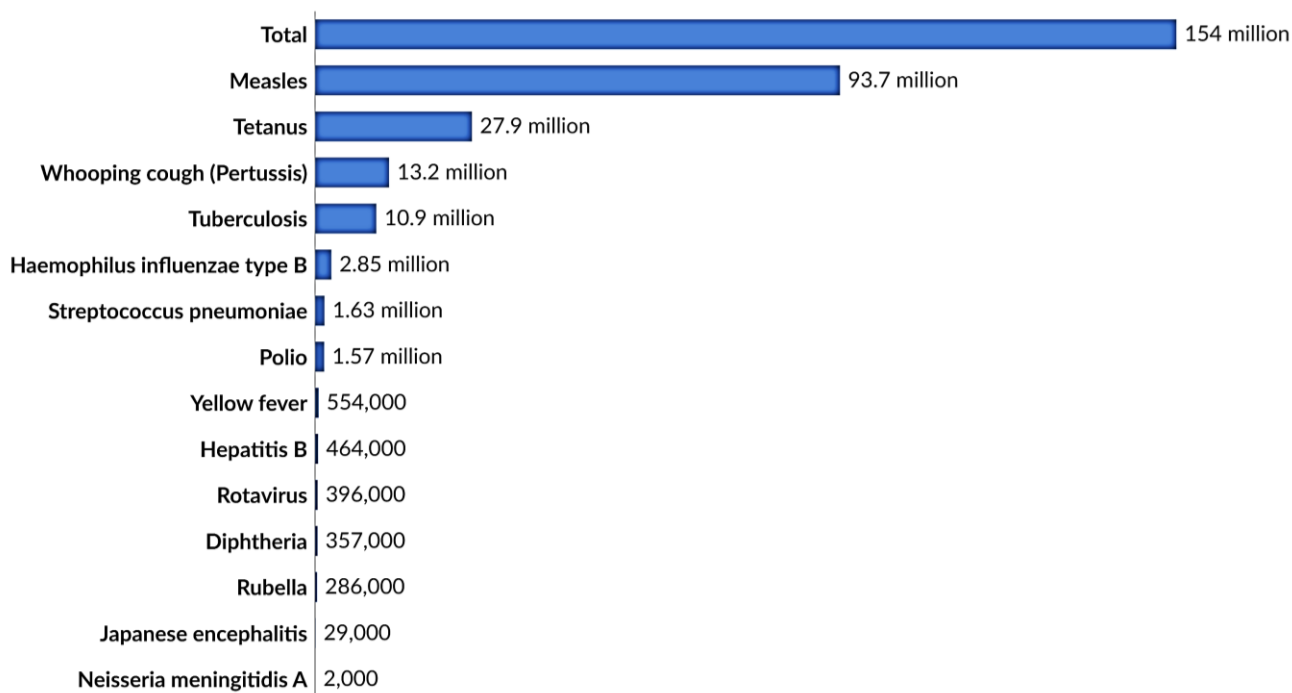


Figura 3. Estimativas do número total de mortes evitadas por vacinação ao longo de 50 anos do PAV (1974-2024).

Fonte: Ritchie (2024).

2.5. Programa Alargado de Vacinação em Moçambique

No período compreendido entre 1976 e 1979, Moçambique realizou a sua primeira Campanha Nacional de Vacinação, durante a qual foram vacinadas cerca de onze milhões de pessoas contra a varíola, aproximadamente um milhão e meio de crianças contra o sarampo, mais de cinco milhões de crianças contra a tuberculose e cerca de dois milhões de mulheres em idade fértil contra o tétano. Em 1980, a imunização passou a integrar os serviços rotineiros de saúde infantil (Cutts *et al.*, 1990; MISAU, 2014).

Nesse âmbito, foram adoptados diferentes calendários de vacinação para áreas urbanas e rurais, tendo sido recomendados intervalos de dois a três meses entre as doses das vacinas DTP e pólio. A imunização nas áreas rurais passou a ser realizada por meio de visitas mensais de equipas provenientes dos centros distritais, durante três meses consecutivos. Em 1986, iniciou-se a aceleração do programa nas principais cidades do país (Cutts *et al.*, 1990).

O Programa Alargado de Vacinação foi oficialmente implementado em Moçambique em 1979, cinco anos após a sua criação pela Organização Mundial da Saúde, com o objectivo de reduzir

a mortalidade e a morbidade infantil, através da prestação de serviços de imunização em todos os níveis do sistema de saúde (Cassocera *et al.*, 2020).

O PAV é um programa nacional, sob a tutela do Ministério da Saúde, cujos resultados reflectem-se positivamente nos indicadores de saúde pública. Neste sentido, a acessibilidade ao programa, sem qualquer tipo de barreira, constitui uma das suas principais prioridades. A nível central, o programa é responsável pela definição de políticas, normas e prioridades, pelo reforço da capacidade institucional, pela coordenação das actividades com parceiros, pela mobilização de recursos, pela aquisição de vacinas e material de segurança para a vacinação, bem como pela monitoria e prestação de apoio técnico às províncias (MISAU, 2014).

Desde a sua implementação, diversas vacinas foram progressivamente introduzidas no calendário nacional de vacinação, com o apoio da OMS, da UNICEF (*United Nations Children's Fund*) e da GAVI (*Global Alliance for Vaccines and Immunization*) (Cassocera *et al.*, 2020). Actualmente, as vacinas administradas no âmbito do PAV são gratuitas e seguem um calendário nacional bem definido (Tabela 1), organizado por idades e por visitas, conforme estabelecido no calendário nacional de vacinação em vigor. Este calendário orienta a imunização desde o nascimento até aos 18 meses de idade, incluindo ainda a suplementação periódica com vitamina A e a desparasitação em crianças com idades compreendidas entre os 6 e os 59 meses (UNICEF, 2025).

Segundo MISAU (2014) o principal grupo-alvo do PAV é constituído por crianças menores de 12 meses e por mulheres grávidas. Todavia, outros grupos populacionais, como crianças menores de cinco anos, menores de 15 anos e mulheres em idade fértil, são igualmente abrangidos por intervenções específicas no âmbito do plano acelerado de controlo, eliminação e erradicação de doenças. Estas intervenções visam, entre outros objectivos, a eliminação do tétano materno e neonatal e o controlo acelerado do sarampo.

Apesar dos progressos alcançados e dos esforços contínuos desenvolvidos pelo PAV, persistem desigualdades geográficas significativas na implementação da vacinação, bem como grupos populacionais com níveis de protecção inferiores ao desejável. Como consequência, milhares de crianças continuam a adoecer e a morrer anualmente por doenças evitáveis por vacinação, o que evidencia a necessidade de reforçar estratégias orientadas para a promoção da equidade no acesso aos serviços de imunização (Cassocera *et al.*, 2020; MISAU, 2014).

Tabela 1. Calendário nacional de vacinação com as vacinas essenciais recomendadas pela OMS.

Idade da Criança	Vacina
A nascença	Contra a Tuberculose (BCG) Contra a Pólio (VAPO)
Aos 2 meses	Contra a Pólio (VAP), 1ª dose Contra a Difteria, Tosse Convulsa, Tétano, Hepatite B e Meningite (DTP/HepB/Hib), 1ª dose Contra a Pneumonia (PCV), 1ª dose Contra a Rotavírus, 1ª dose
Aos 3 meses ou 4 semanas	Contra a Pólio (VAP), 2ª dose Contra a Difteria, Tosse Convulsa, Tétano, Hepatite B e Meningite (DTP/HepB/Hib), 2ª dose Contra a Rotavírus, 2ª dose
Aos 4 meses ou 4 semanas depois da 2ª dose	Contra a Pólio (VAP), 3ª dose Contra a Pólio Injectável (IPV) 1ª dose Contra a Difteria, Tosse Convulsa, Tétano, Hepatite B e Meningite (DTP/HepB/Hib), 3ª dose Contra a Pneumonia (PCV), 2ª dose
Aos 6 meses	Vitamina A Contra Malária, 1ª dose
Aos 7 meses	Contra Malária, 2ª dose
Aos 9 meses	Contra o Sarampo e Rubéola, 1ª dose Contra a Pneumonia (PCV), 3ª dose Contra a Pólio Injectável (IPV), 2ª dose Contra Malária, 3ª dose
Aos 12 meses	Vitamina A e Desparasitação
Aos 18 meses	Contra o Sarampo e Rubéola, 2ª dose Contra Malária, 4ª dose
De 6 em 6 meses até aos 59 meses	Vitamina A e Desparasitação
Aos 9 anos	Contra o Cancro do Colo do Útero (HPV)*

* Apenas para meninas

2.6. Cobertura vacinal em Moçambique

A cobertura vacinal é um indicador de imunização que corresponde à proporção de crianças elegíveis que receberam determinada vacina. Em Moçambique, dados provenientes dos Inquéritos Demográficos e de Saúde (IDS) realizados em 1997, 2003, 2011, 2022–23 e do Inquérito de Indicadores de Imunização, Malária e HIV/SIDA (IMASIDA) realizado em 2015 mostram que a percentagem de crianças dos 12 aos 23 meses que receberam todas as vacinas básicas aumentou de 47% em 1997 para 66% em 2015. No entanto, observou-se uma redução acentuada para 38% em 2022–23, representando uma diminuição de 28 pontos percentuais, sendo o valor mais baixo registado desde a implementação dos IDS (Cassocera *et al.*, 2020; INE & ICF, 2024).

Por outro lado, a percentagem de crianças zero-dose, aquelas que não receberam nenhuma vacina, reduziu de 20% em 1997 para 5% em 2015, mas voltou a aumentar para 14% em 2022–23 (Figura 4), correspondendo a quase o triplo em relação a 2015 (INE & ICF, 2024)

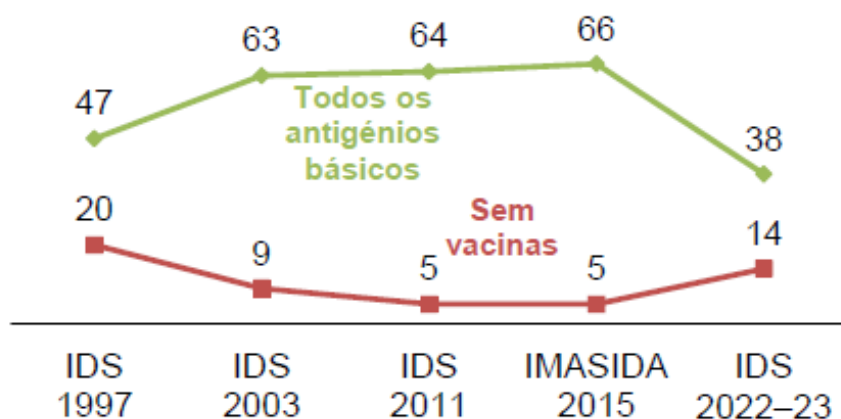


Figura 4. Tendência da cobertura vacinal e prevalência de crianças zero-dose para todas vacinas básicas do calendário nacional de vacinação em crianças moçambicanas dos 12 aos 23 meses com base nos dados dos IDS de 1997 a 2022-23.

Fonte: INE e ICF (2024).

Ao longo de um período de 25 anos (1997–2022-23), Moçambique nunca atingiu uma cobertura vacinal óptima de 90% a nível nacional. A nível provincial, de acordo com o IDS 2022–23, nenhuma província alcançou uma cobertura de 80% (Figura 5). Mesmo as províncias da

região sul, que apresentaram melhores indicadores no IMASIDA 2015, não ultrapassaram os 77% de cobertura vacinal (Cassocera *et al.*, 2020; INE & ICF, 2024).

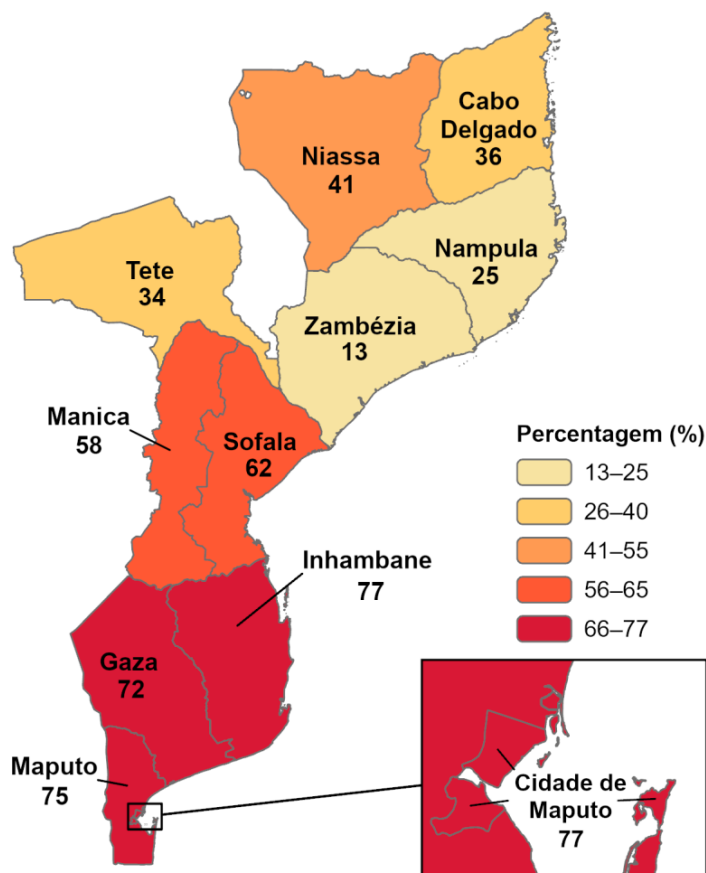


Figura 5. Cobertura vacinal de todas as vacinas básicas do calendário nacional de vacinação em crianças moçambicanas dos 12 aos 23 meses com base nos dados do IDS de 2022-23.

Fonte: INE e ICF (2024).

2.7. Quebra vacinal

O Índice da Quebra Vacinal (IQV) é um indicador utilizado pelo PAV para avaliar o desempenho do programa nacional de imunização. Este índice corresponde à proporção de crianças que receberam a primeira dose da vacina DTP (DTP1), mas não completaram a terceira dose (DTP3) (PAV, 2020). O IQV é dado por:

$$IQV = \frac{DTP1 - DTP3}{DTP1} \times 100\%, \quad (1)$$

onde $DTP1$ corresponde à cobertura da primeira dose da vacina DTP, isto é, o número de crianças que recebeu a primeira dose da vacina e $DTP3$ é a cobertura da terceira dose da vacina

DTP. A vacina DTP3 é amplamente utilizada como indicador do desempenho global dos programas de imunização, por se tratar de uma vacina universal, incluída em todos os programas nacionais a nível mundial (Lindstrand *et al.*, 2021). O IQV permite avaliar a capacidade do PAV em assegurar a continuidade e a qualidade dos serviços de vacinação. Valores mais baixos indicam melhor desempenho, sendo recomendado pela OMS que o IQV se mantenha abaixo de 10% (Xinhu & Diallo, 2019; WHO, 2018).

Estimativas da OMS e UNICEF em 2023, sobre o número de crianças com 12 meses de idade, que não receberam a terceira dose da vacina DTP, indicam que o número de crianças nessa condição é maior em países africanos, com destaque para Nigéria com cerca de 2.5 milhões de crianças, República Democrática do Congo (1.59 milhões), Etiópia (1.17 milhões), Sudão (762 mil), Angola (433 mil), Tanzânia (375 mil) e Moçambique com 348 mil crianças (Figura 6).

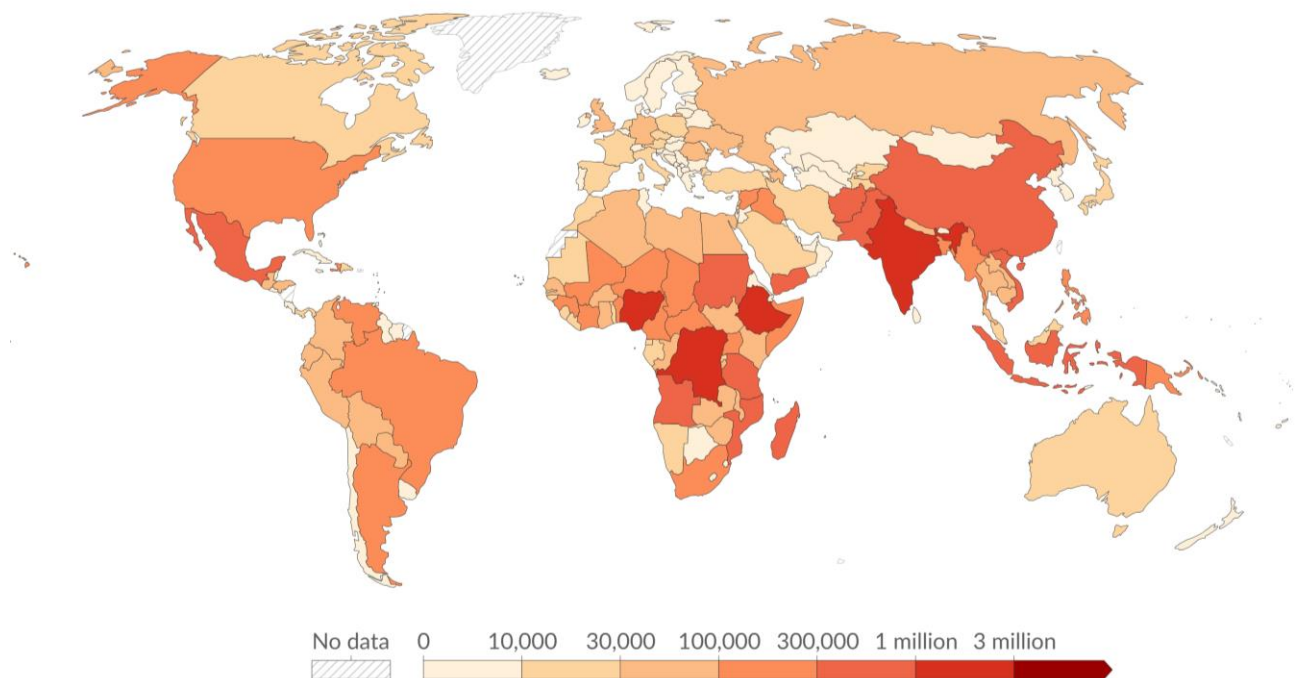


Figura 6. Estimativas globais do número de crianças de 12 meses de idade que não receberam a terceira dose da vacina DTP em 2023.

Fonte: Spooner *et al.* (2022).

Em Moçambique, apesar de progressos observados entre 1997 e 2015, período em que a quebra vacinal da DTP diminuiu de 21% para 8.4% entre crianças dos 12 aos 23 meses, o índice da quebra vacinal permanece elevado (Cassocera *et al.*, 2020).

De forma geral, os indicadores de imunização em Moçambique em particular o aumento do número de crianças zero-dose e a persistência da quebra vacinal aliados às disrupções nos serviços de vacinação de rotina causadas pela pandemia da COVID-19, constituem desafios significativos para o alcance de uma cobertura vacinal equitativa e para a redução das doenças preveníveis por vacinação no país.

2.8. Fontes de dados sobre a quebra vacinal em Moçambique

Os dados administrativos de rotina do Ministério da Saúde (MISAU), geridos no SIS-MA (Sistema de Informação para a Saúde em Monitoria e Avaliação), e os IDS constituem as principais fontes de informação para a estimação dos indicadores de vacinação. No SIS-MA o fluxo de recolha de dados de vacinação é manual e apenas na etapa final o processo passa a ser electrónico. Após a vacinação da criança, os dados são registados manualmente em fichas de vacinação, mensalmente, essas fichas são agregadas ao nível distrital e provincial e, por fim, enviadas ao MISAU para serem inseridas na base de dados (Sambo *et al.*, 2023; Cassocera *et al.*, 2020; Corsi *et al.*, 2012).

Há, contudo, preocupações quanto à confiabilidade destes dados. Estudos anteriores relataram baixa qualidade nos dados de rotina em países de baixa e média renda, resultante da falta de concordância entre os registos electrónicos e os registos físicos nas unidades sanitárias, de inconsistências no preenchimento das fichas de vacinação e de dados omissos (Cassocera *et al.*, 2020; Wagenaar *et al.*, 2015; Chilundo *et al.*, 2004).

Por outro lado, os IDS são inquéritos com representatividade nacional que fornecem dados essenciais para a monitoria e avaliação do impacto de uma série de indicadores populacionais, de saúde e de nutrição. A informação sobre a vacinação é obtida primariamente por meio dos cartões de saúde das crianças e em última instância através do relato verbal da mãe da criança (INE & ICF, 2024).

O inquérito utiliza uma metodologia de amostragem estatisticamente robusta, com um tamanho amostral grande, normalmente, entre 5,000 e 30,000 agregados familiares são seleccionados para a recolha de dados. O método de amostragem multi-etápica aplicado nestes inquéritos permite a análise hierárquica dos dados, desde o nível individual e domiciliar até aos níveis

comunitário e provincial. Durante as rondas de recolha, são igualmente registados dados geográficos, possibilitando a aplicação de Sistemas de Informação Geográfica (SIG) na análise dos resultados.

Os IDS constituem, assim, uma alternativa aos dados administrativos de rotina, tendo em conta as preocupações relativas à sua qualidade. Estes inquéritos representam uma fonte fidedigna, com metodologia padronizada de recolha e gestão de dados, amplamente utilizada por organizações internacionais de referência, como o Banco Mundial, a OMS e o UNICEF, para monitorizar diversos indicadores dos Objectivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS) (Dattani, 2025; Grown, 2025).

2.9. Métodos estatísticos usados para o estudo da quebra vacinal

A OMS e a UNICEF recomendam a contínua monitoria da quebra vacinal como uma estratégia essencial para avaliar o desempenho dos programas de imunização (UNICEF, 2023; WHO, 2018). Nesse contexto, diversos métodos estatísticos e abordagens de epidemiologia quantitativa têm sido aplicados aos dados dos IDS para estimar a magnitude da quebra vacinal e identificar seus factores associados. Entre as técnicas mais frequentemente utilizadas, destacam-se os modelos de regressão logística, regressão logística multinível, decomposição de Fairlie, modelação por equações estruturais e algoritmos de aprendizagem de máquina. Essas abordagens têm sido utilizadas tanto na análise dos factores de risco quanto na modelação predictiva da quebra vacinal (Alemayehu *et al.*, 2025; Bell *et al.*, 2023; Dhalaria *et al.*, 2023; Tillya *et al.*, 2025; Tolera *et al.*, 2024; Wariri *et al.*, 2019; Wariri *et al.*, 2025). Embora menos frequente na literatura revisada, a regressão logística multinível ponderada e análise espacial, têm ganhado relevância no campo da imunização, sendo aplicadas respectivamente para identificação de factores individuais e contextuais, considerando o plano de amostragem e quantificar o grau de disparidades geográficas na cobertura vacinal.

Algumas das técnicas referidas nesta secção, são descritas em maior detalhe na secção seguinte, com ênfase particular na análise espacial e regressão logística multinível, métodos empregues na presente análise.

2.10. Análise espacial

A análise espacial baseia-se no princípio de que todas as coisas estão relacionadas, mas que elementos mais próximos apresentam relações mais fortes do que aqueles distantes. Esse princípio foi estabelecido por Waldo Tobler na primeira Lei da Geografia, em 1970 (Eryando, 2022; Tobler, 1970). Trata-se de um campo interdisciplinar que engloba um conjunto de técnicas utilizadas para gerar conhecimento a partir de dados que contêm informação sobre a localização geográfica do fenômeno estudado, permitindo explorar a relação entre objectos próximos e avaliar a influência do contexto nos resultados observados (Hao, 2019).

O primeiro pressuposto para a análise espacial é a existência de autocorrelação espacial (Eryando, 2022), definida como o nível de correlação de uma variável consigo mesma ao longo do espaço. Dependendo do grau de autocorrelação espacial, a distribuição de um fenômeno pode ser classificada como agrupada (quando observações com valores semelhantes se concentram em áreas vizinhas, formando *clusters*) ou dispersa (quando áreas vizinhas tendem a apresentar valores distintos) conforme o ilustrado na figura 7 (Pfeiffer *et al.*, 2008).



Figura 7. Padrões de autocorrelação espacial.

Fonte: Moraga (2023).

O estudo de *clusters* é de grande interesse para a saúde pública, pois pode fornecer evidências para uma alocação mais eficiente de recursos em áreas onde as intervenções são prioritárias (Eryando, 2022). A análise de agrupamentos estatisticamente significativos pode ser conduzida de forma global ou local. A análise global visa apenas verificar a existência de *clustering* na área de estudo, sem identificar a sua localização. Esses métodos testam a hipótese de ausência

de qualquer padrão de *clustering* no território analisado. Entre as principais estatísticas utilizadas para testar a autocorrelação espacial global, destacam-se: o Índice Global de Moran, o Índice de Geary (Geary's C), o Teste de Eventos Excessivos de Tango (EET) e o Teste de Eventos Excessivos Maximizados de Tango (MEET) (Pfeiffer *et al.*, 2008).

Por outro lado, a análise local (ou específica), também conhecida como LISA (*Local Indicators of Spatial Autocorrelation*), permite identificar a localização dos *clusters* no espaço. Entre as estatísticas utilizadas para esse fim, destacam-se o Getis-Ord G_i^* e o Índice Local de Moran. Ambos os testes mencionados são aplicados a dados agregados como, por exemplo, o índice da quebra vacinal por comunidade (Pfeiffer *et al.*, 2008). O Índice Global de Moran e a estatística Getis-Ord G_i^* são duas técnicas muito bem exploradas na literatura científica e são explicados com mais detalhes nas seções seguintes.

2.10.1. Matriz de proximidade espacial

A primeira etapa para a realização de testes de autocorrelação espacial consiste na construção de uma matriz de proximidade espacial com pesos espaciais, também designada por matriz de vizinhança. Esta matriz constitui uma expressão formal da dependência espacial entre observações (Getis & Aldstadt, 2004). Em termos gerais, a matriz de proximidade espacial W quantifica a relação de proximidade entre duas regiões i e j , por meio da atribuição de pesos espaciais, em que regiões vizinhas recebem pesos mais elevados do que regiões mais distantes, geralmente no intervalo $0 \leq w_{ij} \leq 1$ (Saboya & Kretzer, 2024). Podendo ser expressa da seguinte forma:

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & \cdots & w_{1j} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{i1} & \cdots & w_{ij} \end{bmatrix} \quad (2)$$

em que W representa a matriz de vizinhança e w_{ij} o peso espacial atribuído à relação de proximidade ou vizinhança entre as unidades espaciais i e j . Na sua forma mais simples, os pesos espaciais indicam apenas a existência ou não de vizinhança entre as unidades espaciais, sendo definidos como:

$$w_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{se há vizinhança} \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (3)$$

As matrizes de pesos espaciais podem ser construídas segundo dois critérios principais: contiguidade e distância. No critério de contiguidade, a vizinhança entre duas unidades espaciais é definida com base na sua adjacência geográfica. Já no critério de distância, a relação espacial é estabelecida a partir da distância entre as unidades. Com base no critério de distância, existem quatro tipos principais de matrizes de pesos espaciais: distância fixa, *k-nearest neighbors* (KNN), inverso da distância e funções *kernel* (Saboya & Kretzer, 2024).

2.10.2. Índice Global de Moran

O Índice Global de Moran é um método usado para verificar a existência e a intensidade de autocorrelação espacial, esta estatística testa a hipótese de que uma variável está dispersa, agrupada ou distribuída aleatoriamente na área de estudo (Dubé & Legros, 2014). O Índice Global de Moran é dado por:

$$I = \frac{n \sum_i \sum_j w_{ij} (Y_i - \bar{Y})(Y_j - \bar{Y})}{(\sum_{i \neq j} w_{ij}) \sum_i (Y_i - \bar{Y})^2}, \quad (4)$$

onde n representa o número de regiões, Y_i é o valor observado da quebra vacinal na região i , e \bar{Y} é a média de todos valores, w_{ij} representa os pesos espaciais que denotam a proximidade espacial entre as regiões $i, j = 1, \dots, n$. Sob a hipótese nula de ausência de autocorrelação espacial, Y_i é independente, identicamente distribuído e I segue a distribuição normal (Kramer, 2023; Moraga, 2023).

O Índice Global de Moran geralmente varia de -1 a 1, valores de I acima do valor esperado de I , $E(I) = -1/(n - 1)$ indicam uma autocorrelação espacial positiva ou *clustering*, isto é, regiões próximas tendem a ter valores similares, por outro lado valores abaixo de $E(I)$ indicam uma autocorrelação negativa ou dispersão, isto é, regiões próximas tendem a ter valores diferentes. Valores de I próximos de $E(I)$ indicam ausência de autocorrelação espacial (Moraga, 2023).

Para testar a significância do Índice Global de Moran e decidir sobre a rejeição da hipótese nula de ausência de qualquer padrão de autocorrelação espacial, isto é, de que o fenômeno em estudo apresenta uma distribuição espacial aleatória, procede-se ao cálculo do *z-score* e o *p-value*. O *z-score* do Índice Global de Moran é calculado da seguinte forma:

$$Z_I = \frac{I - E[I]}{\sqrt{V[I]}}, \quad (5)$$

$$V[I] = E[I^2] - E[I]^2, \quad (6)$$

onde $V[I]$ representa a variância do Índice Global de Moran.

O *p-value* é obtido estimando a probabilidade de que o valor observado do *z-score* tenha ocorrido apenas por acaso. Este procedimento é geralmente realizado através de simulações aleatórias (permutação espacial), contando-se o número de *z-scores* dos cenários simulados que são iguais ou mais extremos do que o *z-score* observado no cenário real, dividindo-se este número pelo total de simulações efectuadas. A interpretação dos resultados baseia-se nos seguintes critérios:

- i. Se o *p-value* for maior ou igual que o nível de significância (α) adoptado (Figura 8), não se rejeita a hipótese nula, sendo plausível que a distribuição espacial observada resulte de um processo aleatório;
- ii. Se o *p-value* for menor que o nível de significância adoptado e o *z-score* for positivo, rejeita-se a hipótese nula, indicando a presença de um padrão de agrupamento espacial (*clustering*);
- iii. Se o *p-value* for menor que o nível de significância adoptado e o *z-score* for negativo, rejeita-se a hipótese nula, indicando a existência de um padrão de dispersão espacial.

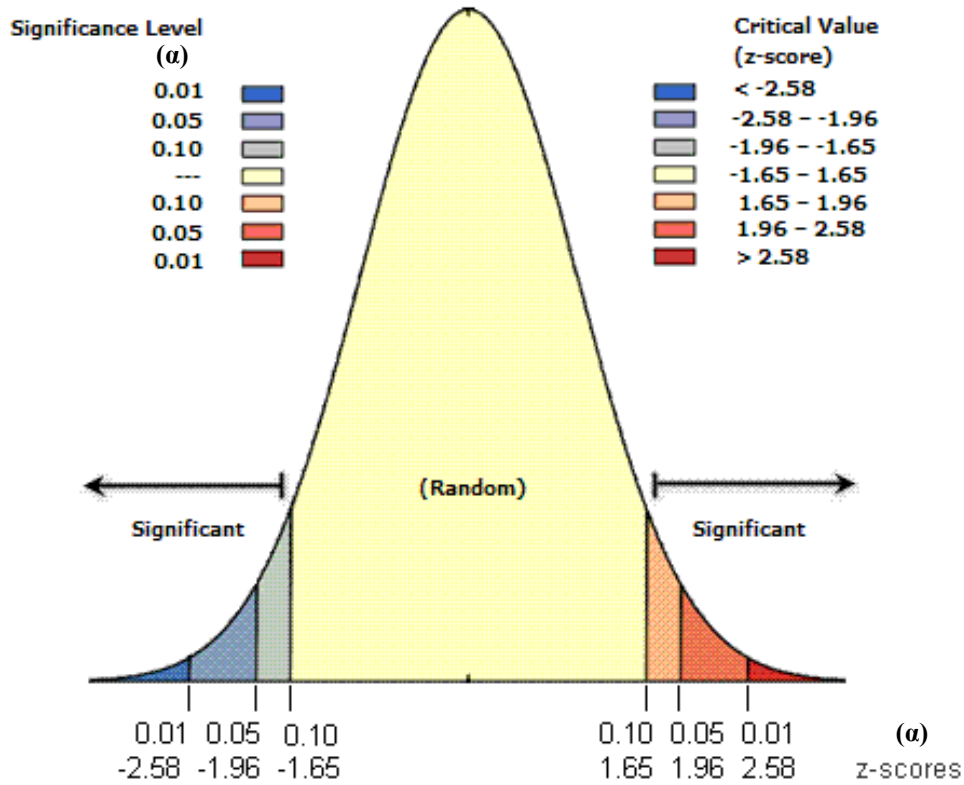


Figura 8. Níveis de significância e valores críticos do *z-score* para teste de hipóteses.

Fonte: Esri (s.d.)

2.10.3. Análise de *Hot spots*

A estatística de Getis-Ord G_i^* é uma ferramenta usada para identificar *clusters* com maior influência (Getis & Ord, 1992). Este método permite identificar áreas geográficas prioritárias para intervenções urgentes de saúde pública (Zegeye, *et al.*, 2024a). A estatística Getis-Ord G_i^* é dada por:

$$G_i^* = \frac{\sum_{j=1}^n w_{i,j} x_j - \bar{X} \sum_{j=1}^n w_{i,j}}{S \sqrt{\frac{[n \sum_{j=1}^n w_{i,j}^2 - (\sum_{j=1}^n w_{i,j})^2]}{n-1}}}, \quad (7)$$

em que:

$$\bar{X} = \frac{\sum_{j=1}^n x_j}{n}, \quad (8)$$

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n x_j^2}{n} - (\bar{x})^2}, \quad (9)$$

onde x_j representa o índice da quebra vacinal observado no *cluster* j ; $w_{i,j}$ é o peso espacial entre o cluster i e o cluster vizinho j ; n é o número total de *clusters*; \bar{X} representa média dos valores de x_j , e S é o desvio padrão.

A interpretação e significância dos resultados é feita com base no *z-score* e *p-value*. A estatística G_i^* por si só já é um *z-score*, não havendo necessidade de outra etapa de estimação. Assim, valores elevados da estatística G_i^* e um *p-value* significativo indicam que o *cluster* constitui um *hot spot* ou área de grande influência do fenómeno em análise, ao passo que valores baixos da estatística e um *p-value* significativo indicam o contrário, ou seja, *cold spot*. Quanto mais extremo o *z-score* mais intenso é o padrão de agrupamento, sendo que valores próximos de zero indicam ausência de agrupamento espacial.

2.11. Regressão Logística Multinível

A regressão logística multinível é uma extensão dos modelos multinível, também denominados modelos de efeitos mistos ou modelos hierárquicos, aplicada a situações em que a variável resposta é binária e os dados apresentam uma estrutura hierárquica (Goldstein, 1991; Hox *et al.*, 2017). As observações pertencentes a um mesmo grupo ou *cluster* tendem a apresentar correlação entre si em relação a uma determinada medida de interesse, em virtude de características compartilhadas no interior do *cluster*. A não consideração dessa dependência pode conduzir a estimativas enviesadas dos erros-padrão e a inferências incorretas (Snijders & Bosker, 2012).

2.11.1. Especificação do Modelo

Considere um modelo logístico multinível com dois níveis, no qual indivíduos i estão aninhados em *clusters* j . Seja π_{ij} a probabilidade de ocorrência da quebra vacinal para o indivíduo i no *cluster* j . Um modelo com intercepto aleatório pode ser especificado como:

$$\text{logit}(\pi_{ij}) = \beta_0 + \beta_1 X_{1ij} + \dots + \beta_p x_{pij} + u_{0j}, \quad (10)$$

em que β_0 representa o intercepto fixo do modelo, correspondente ao valor esperado do $\text{logit}(\pi_{ij})$ quando todas as covariáveis são iguais a zero; β_1, \dots, β_p são os coeficientes fixos; X_{pij} são as covariáveis com efeitos fixos; e u_{0j} é o efeito aleatório do intercepto ao nível do *cluster*, que capta a heterogeneidade não observada entre os *clusters*. Assume-se que u_{0j} segue uma distribuição normal com média zero e variância Ω_u . Quando apenas o intercepto varia entre os *clusters*, o modelo é denominado modelo de intercepto aleatório (Gelman & Hill, 2006).

O modelo pode ser estendido permitindo que o efeito das covariáveis do nível 1 variem entre os *clusters*, mantendo o intercepto fixo. Essa especificação, conhecida como modelo com coeficientes aleatórios, é dada por:

$$\text{logit}(\pi_{ij}) = \beta_0 + \sum_{k=1}^p \beta_k x_{kij} + \sum_{k=1}^r u_{kj} z_{kij}, \quad (11)$$

onde z_{kij} são as covariáveis com efeitos aleatórios.

Por fim, pode-se especificar um modelo mais geral, no qual tanto o intercepto quanto os coeficientes variam entre os *clusters*, resultando no modelo de intercepto e coeficientes aleatórios, expresso por:

$$\text{logit}(\pi_{ij}) = (\beta_0 + u_{0j}) + \sum_{k=1}^p \beta_k x_{kij} + \sum_{k=1}^r u_{kj} z_{kij}, \quad (12)$$

Neste caso, os efeitos aleatórios u_{0j} e u_{kj} são assumidos como independentes entre as unidades i de nível 2 e com uma distribuição normal bivariada com média zero e matriz de covariância Ω_j ou seja,

$$\begin{pmatrix} u_{0j} \\ u_{kj} \end{pmatrix} \sim N(\mathbf{0}, \Omega_j). \quad (13)$$

O modelo pode ser decomposto em duas componentes: uma parte composta por efeitos fixos (β_0 e β_1, \dots, β_p), cujos coeficientes são constantes ao nível das observações individuais, e a outra parte composta por efeitos aleatórios (u_{0j} e u_{kj}) (Gelman & Hill, 2006).

2.11.2. Estimação dos parâmetros do modelo

Considere-se y_{ij} como a variável indicadora da ocorrência de quebra vacinal do indivíduo i (nível 1), pertencente à Área de Enumeração Amostral j (nível 2), sendo $\pi_{ij} = P(y_{ij} = 1)$ a respectiva probabilidade. Define-se $y_{ij} = 1$ quando a criança não completou a série de vacinas recomendadas e $y_{ij} = 0$ quando a mesma completou integralmente o esquema vacinal. Para modelar a probabilidade de quebra vacinal, adopta-se um modelo de regressão logística multi-nível com intercepto aleatório ao nível das unidades de enumeração ou *clusters*, o qual pode ser formalmente especificado como:

$$\text{logit}[P(y_{ij} = 1 | x'_{ij}, u_{0j})] = x'_{ij}\beta + u_{0j}, \quad (14)$$

ou, de forma equivalente,

$$\text{logit}[P(y_{ij} = 1 | x'_{ij}, u_{0j})] = (\beta_0 + u_{0j}) + \sum_{k=1}^p \beta_k x_{kij}, \quad (15)$$

onde $x_{ij} = (x_{1ij}, \dots, x_{pij})'$ representa o vector de covariáveis observadas ao nível do indivíduo, $\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p)'$ o vector de parâmetros fixos associados, e u_{0j} o efeito aleatório específico da unidade de nível 2 j . Assume-se que os efeitos aleatórios seguem uma distribuição normal com média zero e variância Ω_u .

A estimação conjunta dos parâmetros β e Ω_u é realizada através do método da máxima verosimilhança marginal, o qual assenta na integração da função de verosimilhança condicional relativamente à distribuição dos efeitos aleatórios (Rabe-Hesketh & Skrondal, 2006).

A contribuição da log-verosimilhança marginal associada à unidade de nível 2 j é dada por:

$$l_j(\beta, \Omega_u) = \log \int \prod_{i=1}^{n_j} \pi_{ij}^{y_{ij}} (1 - \pi_{ij})^{1-y_{ij}} \phi(u_{0j}; \Omega_u) du_{0j}, \quad (16)$$

onde n_j representa o número de indivíduos observados na unidade j e $\phi(u_{0j}; \Omega_u)$ denota a função densidade da distribuição normal $N(0, \Omega_u)$. A função de log-verosimilhança marginal total é obtida pela soma das contribuições de todas as unidades de nível 2, isto é,

$$l(\beta, \Omega_u) = \sum_{j=1}^J l_j(\beta, \Omega_u). \quad (17)$$

A maximização desta função conduz aos estimadores de máxima verosimilhança dos parâmetros do modelo. Todavia, em contextos empíricos caracterizados por desenhos amostrais complexos de múltiplos estágios, como os habitualmente utilizados em inquéritos demográficos e de saúde, as probabilidades de selecção das unidades amostrais variam entre e dentro dos níveis hierárquicos. Quando estas probabilidades desiguais não são devidamente incorporadas no processo de estimação, os estimadores convencionais de máxima verosimilhança tornam-se, em geral, enviesados (Pfeffermann *et al.*, 1998).

Para acomodar a complexidade do desenho amostral e mitigar o enviesamento, recorre-se ao método de pseudo-máxima verosimilhança, o qual permite a incorporação explícita de pesos amostrais na função de verosimilhança (Rabe-Hesketh & Skrondal, 2006).

Considere-se um desenho amostral em dois estágios, no qual π_j ($j = 1, \dots, J$) denota a probabilidade de selecção da unidade de nível 2 j , e π_{ij} ($i = 1, \dots, n_j$) a probabilidade de selecção da unidade de nível 1 i , condicionada à selecção da unidade j . Definem-se os pesos amostrais correspondentes como os inversos dessas probabilidades, isto é, $w_j = 1/\pi_j$ e $w_{ij} = 1/\pi_{ij}$. As estimativas de pseudo-máxima verosimilhança são obtidas mediante a maximização da log-verosimilhança marginal ponderada, na qual os pesos amostrais são incorporados tanto na estimação dos parâmetros de regressão como no cálculo dos respectivos erros-padrão. A contribuição da log-verosimilhança marginal ponderada associada à unidade de nível 2 j pode ser expressa como:

$$l_j(\beta, \Omega_u) = \log \int \prod_{i=1}^{n_j} w_{ij} \pi_{ij}^{y_{ij}} (1 - \pi_{ij})^{1-y_{ij}} \phi(u_{0j}; \Omega_u) du_{0j}. \quad (18)$$

A função de log-pseudo-verosimilhança marginal total é então definida por:

$$l_w(\beta, \Omega_u) = \sum_{j=1}^J w_j l_j(\beta, \Omega_u). \quad (19)$$

Segundo Skron dal e Rabe-Hensketh (2004), a estimação dos parâmetros neste tipo de modelo é complexa, uma vez que não existe uma solução analítica para a integral. Por esse motivo, utilizam-se métodos numéricos para a sua aproximação, dentre os quais destacam-se: a Aproximação de Laplace para os Modelos Lineares Generalizados Mistos (MLGM), Método da Quadratura Gaussiana e Integração por Monte Carlo via Cadeias de Markov (MCMC).

2.11.3. Aproximação dos pesos amostrais

Dada a forma funcional da log-pseudo-verosimilhança (Equação 19), não é apropriado recorrer a um único conjunto de pesos baseado nas probabilidades globais de inclusão. Pelo contrário, a correcta especificação do modelo requer a utilização de pesos distintos em cada nível hierárquico, de modo a reflectir adequadamente a estrutura do desenho amostral complexo e assegurar a consistência das estimativas (Rabe-Hesketh & Skron dal, 2006).

De acordo com Pfeffermann *et al.* (1998), a estimação de modelos multinível de dois níveis pelo método da máxima pseudo-verosimilhança é metodologicamente complexa e pode resultar em viés na estimativa da variância, sobretudo quando o número de *clusters* j é reduzido. Tal deve-se ao facto de este procedimento produzir estimativas consistentes apenas à medida que aumentam simultaneamente o número de *clusters* j e o número de unidades i em cada *cluster* j . Com o objectivo de reduzir o viés na estimativa da variância, Rabe-Hensketh e Skron dal (2006), descreveram três métodos de escalamento dos pesos do nível 1.

Seja $n_j^{(1)}$ o número de indivíduos no nível 1 dentro do nível 2 j , $w_{i|j}$ o peso do i -ésimo indivíduo do nível 1 e w_j o peso correspondente ao nível 2. O primeiro método consiste no escalamento dos pesos de forma que os novos pesos somem ao tamanho efectivo do *cluster* e é dado por:

$$\sum_{i=1}^{n_j^{(1)}} \lambda w_{i|j} = \frac{\left(\sum_{i=1}^{n_j^{(1)}} w_{i|j} \right)^2}{\sum_{i=1}^{n_j^{(1)}} w_{i|j}^2}, \quad (20)$$

onde λ é o factor de escala, definido por:

$$\lambda = \frac{\sum_{i=1}^{n_j^{(1)}} w_{i|j}}{\sum_{i=1}^{n_j^{(n)}} w_{i|j}^2}. \quad (21)$$

O segundo método escala os pesos de modo que a sua soma corresponda ao tamanho amostral do *cluster*, diferindo do primeiro apenas em relação ao factor de escala, dado por:

$$\lambda = \frac{n_j^{(1)}}{\sum_{i=1}^{n_j^{(1)}} w_{i|j}}. \quad (22)$$

Por fim, o terceiro método consiste no escalamento dos pesos do nível 2, assumindo-se pesos unitários no nível 1, isto é, $w_{i|j} = 1$, sendo o peso escalado do nível 2 dado por:

$$w_j^* = \sum_{i=1}^{n_j^{(1)}} w_{i|j} w_j. \quad (23)$$

A aplicação destes métodos requer a especificação de pesos amostrais para cada nível hierárquico. Contudo, por razões de confidencialidade, os dados disponibilizados pelo IDS incluem apenas os pesos finais ajustados ao desenho amostral, não fornecendo os pesos separados por nível.

Para superar esta limitação, Elkasabi *et al.* (2020), propôs um método que permite aproximar os pesos de nível 1 (criança) e nível 2 (*cluster*) com base em diferentes níveis de importância α relativa entre os níveis hierárquicos. A redistribuição é feita utilizando valores de $\alpha = (0, 0.1, 0.25, 0.5, 0.75, 0.9, 1)$, de modo a avaliar a sensibilidade das estimativas às diferentes ponderações dos níveis. Deste modo os pesos aproximados são denotados por:

$$w_{1|2}^{HH} = w_{1hi} = \frac{d_{hi}^{HH}}{w_{2hi}}. \quad (24)$$

$$w_2^{HH} = w_{2hi} = \frac{A_h}{a_h^c f^\alpha}, \quad (25)$$

onde $w_{1|2}^{HH}$ representa o peso aproximado do nível 1 e w_2^{HH} é o peso aproximado do nível 2, A_h é o número de *clusters* selecionados em cada estrato, a_h^c o número de *clusters* entrevistados

em cada estrato, f é um factor de variação e α é um parâmetro de ponderação entre 0 e 1 que ajusta a influência de f na fórmula. O factor f é dado por:

$$f = \frac{d_{hi}^{HH}}{\left(\frac{A_h}{a_h^c} \times \frac{\bar{M}_h}{S_h}\right)}, \quad (26)$$

$$d_{hi}^{HH} = w_{hi} \frac{\hat{M}}{m^c}, \quad (27)$$

onde d_{hi}^{HH} é o peso final desnormalizado, w_{hi} é o peso final fornecido nas bases de dados dos IDS, \hat{M} representa o número total de agregados familiares em todo país, m^c é o número total de agregados familiares entrevistados, \bar{M}_h é o número total de agregados familiares em cada estrato, e S_h o número de agregados familiares seleccionados por *cluster*.

2.11.4. Avaliação da qualidade de ajuste do modelo

De acordo com Hox *et al.* (2017) a qualidade de ajuste do modelo pode ser avaliada com base no *deviance*, uma estatística derivada da função de máxima verosimilhança, definida como:

$$d = -2 \times \log(l), \quad (28)$$

onde $\log(l)$ representa o valor da função de log-verosimilhança no ponto de convergência do modelo. Em termos gerais, valores mais baixos do *deviance* indicam melhor ajuste do modelo. Esta estatística é usada para comparar modelos aninhados, isto é, modelos em, que um constitui um caso particular do outro. Se os modelos comparados não são aninhados, a selecção do modelo deve respeitar o principio da parcimónia, isto é, escolhe-se o modelo mais simples. O Critério de Informação de Akaike (AIC) proposto por Akaike (1974), compara modelos não aninhados, ajustando o *deviance* em função do número de parâmetros estimados q e é dados por:

$$AIC = d + 2q. \quad (29)$$

Um outro, método similar ao AIC, é o Schwarz's *Bayesian Information Criterion* (BIC) dado por:

$$BIC = d + q \log(N), \quad (30)$$

onde, N refere-se ao tamanho amostral.

Em geral, quando o valor do *deviance* é reduzido, os valores do AIC e do BIC tendem igualmente a ser mais baixos. Todavia, ambos os critérios penalizam explicitamente a complexidade do modelo através do número de parâmetros estimados q . Como consequência, modelos excessivamente parametrizados tendem a apresentar valores mais elevados de AIC e BIC, mesmo quando o ajuste aparente é bom (Hox *et al.*, 2017).

Quando a estimação dos parâmetros do modelo é realizada através do método de pseudo-máxima verosimilhança, o *deviance*, AIC e BIC não são fiáveis. Tal limitação decorre do facto de estas estatísticas dependerem da função de máxima verosimilhança, a qual assenta na distribuição de probabilidade conjunta dos dados sob a suposição de independência e distribuição idêntica (*iid*), suposição essa que é violada em desenhos amostrais complexos com ponderação e estrutura hierárquica (Lumley, 2023; Skinner *et al.*, 1989).

3. METODOLOGIA

3.1. Área de estudo

Moçambique está localizado na costa sudeste da África, fazendo fronteira com a Tanzânia ao norte, Malawi e Zâmbia a noroeste, Zimbábue a oeste, e Eswatine e África do Sul ao sul. O país tem uma extensão territorial de aproximadamente 799,380 km² e uma população estimada em cerca de 32 milhões de habitantes (INE, 2023).

A capital, Maputo, está localizada no extremo sul do país e é o principal centro económico e administrativo. O clima de Moçambique varia entre tropical e subtropical, influenciado pela proximidade com o Oceano Índico. O país é dividido em 11 províncias: Niassa, Cabo Delgado, Nampula, Zambézia, Tete, Manica, Sofala, Inhambane, Gaza, Maputo Província e Maputo Cidade (INE, 2023).

3.2. Desenho do estudo e fonte de dados

Trata-se de um estudo transversal, quantitativo e observacional, que analisou dados secundários do mais recente Inquérito Demográfico e de Saúde (IDS) 2022–23, implementado pelo Instituto Nacional de Estatística (INE) em colaboração com o MISAU e o Instituto Nacional de Saúde (INS). O IDS 2022-23 foi realizado em Moçambique entre 27 de Julho de 2022 e 27 de Fevereiro de 2023, inclui vários conjuntos de dados, de homens, mulheres, crianças, e agregados familiares. Esse inquérito é realizado periodicamente e fornece informações fidedignas sobre as características sociodemográficas e de saúde da população, incluindo aspectos relacionados à imunização em crianças menores de 5 anos (INE & ICF, 2024).

3.3. Amostragem

O IDS 2022-23 utilizou uma amostragem estratificada em duas etapas. A primeira etapa consistiu na selecção dos conglomerados (*clusters*), correspondentes as áreas de enumeração (AE), definidas com base no IV Recenseamento Geral de População e Habitação de 2017 (Figura 9). Um total de 619 AE foram seleccionadas a partir de 21 estratos (urbano e rural), com probabilidade proporcional ao tamanho. Considerou-se como medida do tamanho, o número de agregados familiares (AF) em cada estrato, resultando em 232 AE de áreas urbana e 387 de áreas

rurais (INE & ICF, 2024). Devido a questões de segurança, oito distritos (Ibo, Macomia, Moçimboa da Praia, Mueda, Muidumbe, Nangade, Palma e Quissanga) da província de Cabo Delgado foram excluídos da selecção da amostra. Na segunda etapa foram seleccionados sistematicamente 26 AF em cada AE, com igual probabilidade de selecção, totalizando 16,045 AF (INE & ICF, 2024).

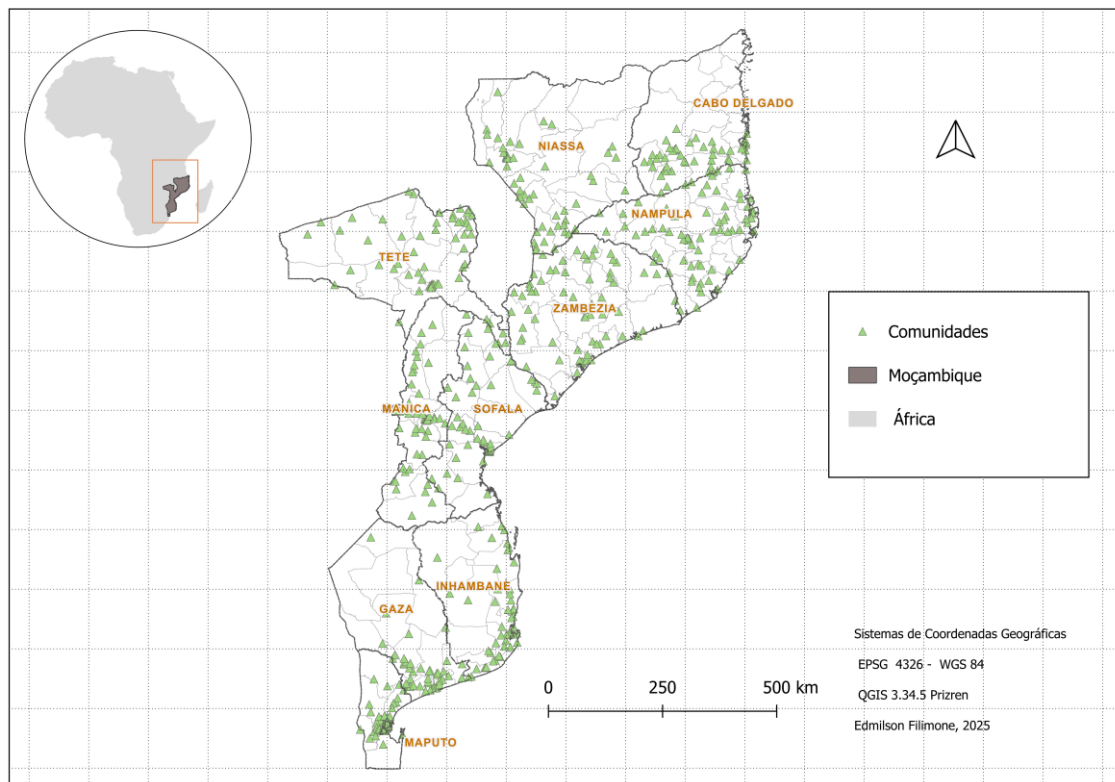


Figura 9. Mapa de Moçambique, destacando as principais unidades administrativas e pontos de amostragem do IDS 2022-23 de Moçambique.

Fonte: O autor.

3.4. População do estudo e critérios de elegibilidade

A análise foi limitada a crianças na faixa etária de 12 a 35 meses, porque se espera que crianças dessa faixa etária tenham completado todas as vacinas básicas. No entanto, todas as crianças que não receberam a primeira dose da vacina DTP foram excluídas da análise. Além disso, crianças que não estavam vivas no dia da entrevista foram excluídas deste estudo, resultando num total de 2,790 crianças (Figura 10).

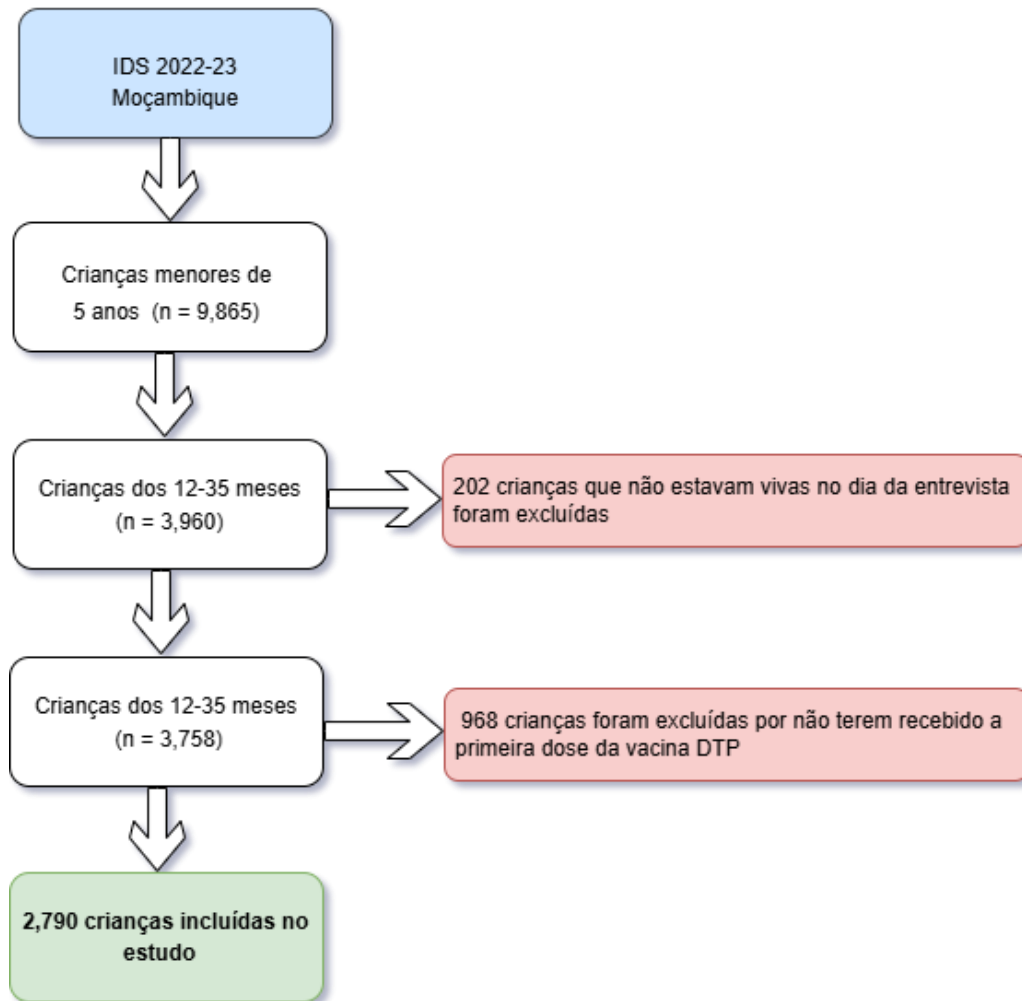


Figura 10. Fluxograma dos critérios de inclusão e exclusão da população do estudo.

3.5. Variáveis do estudo

A variável dependente do estudo foi a quebra vacinal. Considerou-se quebra vacinal a situação em que a criança, com idade entre 12 e 35 meses, recebeu a primeira dose da vacina DTP (DTP1), mas não recebeu a terceira dose (DTP3). A variável dependente foi criada com base em informações sobre o estado de vacinação da criança, obtidas durante a entrevista com base no registro do cartão de saúde (cartão de vacinação) ou relato verbal da mãe da criança. O desfecho de cada criança no estudo foi representado por uma variável aleatória binária Y_i com dois possíveis resultados $Y_i = 1$ se a criança apresentar quebra vacinal e $Y_i = 0$ caso contrário.

Com base na revisão da literatura (Tolera *et al.*, 2024; Zegeye *et al.*, 2024a) e no conjunto de dados, os potenciais factores associados à quebra vacinal foram definidos ao nível individual e ao nível agregado (comunidade), conforme apresentado na Tabela 2.

Tabela 2. Variáveis individuais e contextuais disponíveis no IDS 2022-23 de Moçambique para o estudo de quebra vacinal.

Factores Individuais	Categoria
Sexo da criança	(1) Masculino, (2) Feminino
Ordem de nascimento	(1) 1, (2) 2 a 3, (3) ≥ 4
Idade da mãe	(1) 15–24, (2) 25–34, (3) ≥ 35
Escolaridade da mãe	(1) Ilustrada, (2) Primário, (3) Secundário/acima
Estado civil da mãe	(1) Solteira/Nunca em união, (2) Casada/União de facto, (3) Separada/Viúva/Divorciada
Ocupação da mãe	(1) Desempregada, (2) Empregada
Quintil de riqueza	(1) Mais pobre, (2) Pobre, (3) Médio, (4) Rico, (5) Mais rico
Religião	(1) Protestante, (2) Católica, (3) Islâmica, (4) Sem religião/Outra
Consultas pré-natais	(1) Nenhuma, (2) 1 a 3, (3) ≥ 4
Local de parto	(1) Em casa/Outro, (2) Institucional
Tamanho do agregado	(1) 1 a 2, (2) 3 a 4, (3) ≥ 5
Número de crianças menores de 5 anos	(1) 0, (2) 1 a 2, (3) ≥ 3
Distância até a unidade sanitária	(1) Grande problema, (2) Não é um problema
Posse do cartão de saúde	(1) Não, (2) Sim (visto), (3) Sim (não visto)
Factores Contextuais	
Área de residência	(1) Urbana, (2) Rural
Província	(1) Niassa, (2) Cabo Delgado, (3) Nampula, (4) Zambézia, (5) Tete, (6) Manica, (7) Sofala, (8) Inhambane, (9) Gaza, (10) Maputo, (11) Cidade de Maputo

3.6. Análise dos dados

As análises foram realizadas considerando o plano de amostragem, os dados foram processados com o auxílio dos comandos *svyset* e *melogit* no *software* STATA, versão 17. As análises espaciais foram conduzidas no *software* ArcGIS Desktop, versão 10.8.

Estatísticas descritivas foram calculadas com um nível de confiança de 95%, considerando os pesos amostrais. A heterogeneidade espacial do índice da quebra vacinal foi representada por meio dos mapas produzidos. A variação espacial foi medida utilizando o índice de Moran em nível global e a estatística Getis-Ord G_i^* foi usada para identificar pontos influentes por meio da detecção de *clusters* e pontos críticos relacionados com a quebra vacinal, considerando um nível de significância de 5%.

Análise bivariada, por meio do teste Qui-quadrado de Rao-Scott, ajustado ao plano amostral foi conduzida para identificar os potenciais factores associados à quebra vacinal, sendo que variáveis com um *p-value* menor ou igual a 0.2 foram considerados candidatas à inclusão no modelo multinível final. Em seguida foram ajustados quatro modelos de regressão logística multinível com intercepto aleatório, ajustados com pesos amostrais aproximados, conforme o procedimento descrito na secção 2.11.3, onde cada criança (nível 1) foi considerada aninhada dentro dos *clusters* (comunidades - nível 2). O modelo 1, foi ajustado sem qualquer variável, com o intuito de estimar o coeficiente de correlação intraclasse (ICC). O ICC é uma medida que avalia a magnitude da variância entre os *clusters*, ou seja, indica a proporção de variância total atribuível ao nível dos *clusters*, e é dado por:

$$ICC = \frac{\hat{\sigma}_u^2}{\hat{\sigma}_u^2 + \frac{\pi^2}{3}}. \quad (31)$$

onde, $\hat{\sigma}_u^2$ representa a estimativa do efeito aleatório, isto é, a variância entre os *clusters* e $\frac{\pi^2}{3}$ a variância estimada dos erros $\hat{\sigma}_\epsilon^2$ do modelo para variável binária.

O modelo 2 e 3, foram ajustados apenas com as características do nível 1 (factores individuais) e nível 2 (factores contextuais), respectivamente. O efeito simultâneo dos factores individuais e contextuais foi avaliado com base no modelo 4. Por fim, foram calculados *Odds Ratios* ajustados, com nível de confiança de 95%, e variáveis com *p-value* < 0.05 na análise de regressão múltipla foram consideradas associados à quebra vacinal.

3.7. Aspectos éticos

Os dados utilizados no presente estudo estão disponíveis publicamente através do programa MEASURE DHS, eliminando a necessidade de revisão ética e do consentimento informado. Todas as informações que permitem a identificação dos participantes, como nome ou endereço, foram retiradas do conjunto de dados. A permissão para acesso aos dados foi obtida da plataforma do DHS por meio de uma solicitação online para <https://dhsprogram.com>. Todavia, esta pesquisa foi realizada no âmbito do projecto *Bring-Data*, o qual já obteve aprovação do Comité Institucional de Ética do Instituto Nacional de Saúde (CIE-INS) (Ref. 013/CIE INS/2025, de 07 de fevereiro de 2025) e pelo Comité Nacional de Bioética Nacional (Ref:820/CNBS/21) (Anexo).

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1. Resultados

4.1.1. Características sociodemográficas da população do estudo

A distribuição completa das características sociodemográficas da população de estudo, é apresentada na Tabela 3. No total 2,790 crianças entre 12-35 meses de idade foram incluídas na análise, das quais 52.1% (1,452/2,790) eram do sexo feminino, 66.3% (1,849/2,790) eram provenientes de áreas rurais, com 69.4% (1,936/2,790) dos agregados familiares compostos na sua maioria por pelo menos 5 indivíduos. No que diz respeito as características das mães das crianças entrevistadas, 47.4% (1,322/2,790) eram mulheres com ensino primário completo, 71.1% (1,984/2,790) estavam desempregadas, 19.4% (540/2,790) pertenciam ao quintil de riqueza mais baixo e 16.2% (451/2,790) pertenciam ao quintil de riqueza mais rico, 40.5% (1,127/2,790) das mulheres identificaram-se como cristãs protestantes. Em relação as características ligadas aos serviços básicos de saúde, mais da metade das mulheres, 59.6% (1,401/2,790) realizaram consultas pré-natais pelo menos 4 vezes, 78.5% (2,190/2,790) tiveram um parto institucional, 56.9% (1,588/2,790) relataram não ter nenhum problema com a distância que percorrem até a unidade sanitária, cerca de 76.0% (2,119/2,790) apresentaram o cartão de saúde, entretanto apenas 2.7% (73/2,790) afirmou verbalmente, sem prova, possuir o cartão de saúde da criança.

Tabela 3. Características sociodemográficas dos participantes do estudo (N=2,790).

Características	N (%)*
Características das crianças	
Sexo	
Masculino	1,337 (47.9)
Feminino	1,452 (52.1)
Ordem de Nascimento	
1	711 (25.5)
2 a 3	1,011 (36.2)
≥4	1,068 (38.3)

Tabela 3. (continuação)

Características do respondente	N (%)*
Idade da Mãe	
15-24	1,184 (42.5)
25-34	1,080 (38.7)
≥35	524 (18.8)
Educação da Mãe	
Ilustrada	750 (26.9)
Primário	1,322 (47.4)
Secundário / Superior	718 (25.7)
Estado Civil da Mãe	
Solteira / Nunca Esteve Em União	156 (5.6)
Casada / União De Facto	2,312 (82.9)
Divorciada / Separada / Viúva	322 (11.5)
Ocupação da Mãe	
Desempregada	1,984 (71.1)
Empregada	806 (28.9)
Quintil de Riqueza	
Mais Pobre	540 (19.4)
Pobre	579 (20.7)
Médio	575 (20.6)
Rico	646 (23.1)
Mais Rico	451 (16.2)
Religião	
Protestantes	1,127 (40.5)
Católica	764 (27.5)
Islâmica	692 (24.9)
Outras	196 (7)
Consultas Pré-Natais	
Nenhuma Visita	127 (5.4)
1 a 3	825 (35.1)
≥4	1,401 (59.6)
Local do Parto	
Em Casa / Outro	599 (21.5)
Institucional	2,190 (78.5)
Distância até a Unidade de Saúde	
Grande Problema	1,202 (43.1)
Não É Um Grande Problema	1,588 (56.9)
Posse do Cartão de Saúde	
Não	597 (21.4)
Sim, Visto	2,119 (76)
Sim, Não Visto	73 (2.6)

Tabela 3. (continuação)

Características do respondente	N (%)*
Área de Residência	
Urbana	940 (33.7)
Rural	1,849 (66.3)
Província	
Niassa	278 (10.0)
Cabo Delgado	193 (6.9)
Nampula	693 (24.9)
Zambézia	359 (12.9)
Tete	266 (9.5)
Manica	243 (8.7)
Sofala	231 (8.3)
Inhambane	113 (4.1)
Gaza	144 (5.2)
Maputo	189 (6.8)
Cidade de Maputo	82 (2.9)

* Estimativas ponderadas. Os totais foram arredondados ao inteiro mais próximo e podem não somar exactamente N = 2,790 devido a valores omissos em algumas categorias.

4.1.2. Índice da quebra vacinal em crianças dos 12-35 meses em Moçambique

O índice de crianças dos 12-35 meses com quebra vacinal em Moçambique foi de 27.9 % (IC 95%: 25.5-30.5%). Este índice variou em função da área de residência, sendo que 32.8% (IC 95%: 29.6-36.1%, $p < 0.01$) das crianças residentes nas zonas rurais apresentaram quebra vacinal, contra 18.4% (IC 95%: 15.4-21.7%, $p < 0.01$) nas zonas urbanas.

As províncias de Nampula (44.4%, IC 95%: 38.9-50%, $p < 0.01$), Zambézia (38.9%, IC 95%: 28.3-50.3, $p < 0.01$), Cabo Delgado (33.0%, IC 95%: 25.5-41.2%, $p < 0.01$), Niassa (26.5%, IC 95%: 21.1-32.5%, $p < 0.01$) e Tete (24.5% IC 95%: 17.1-33.2%, $p < 0.01$) apresentaram o maior índice de quebra vacinal, por outro lado as províncias de Maputo e Maputo Cidade apresentaram o menor índice da quebra vacinal quando comparado as restantes províncias de Moçambique, conforme ilustrado na Figura 11.

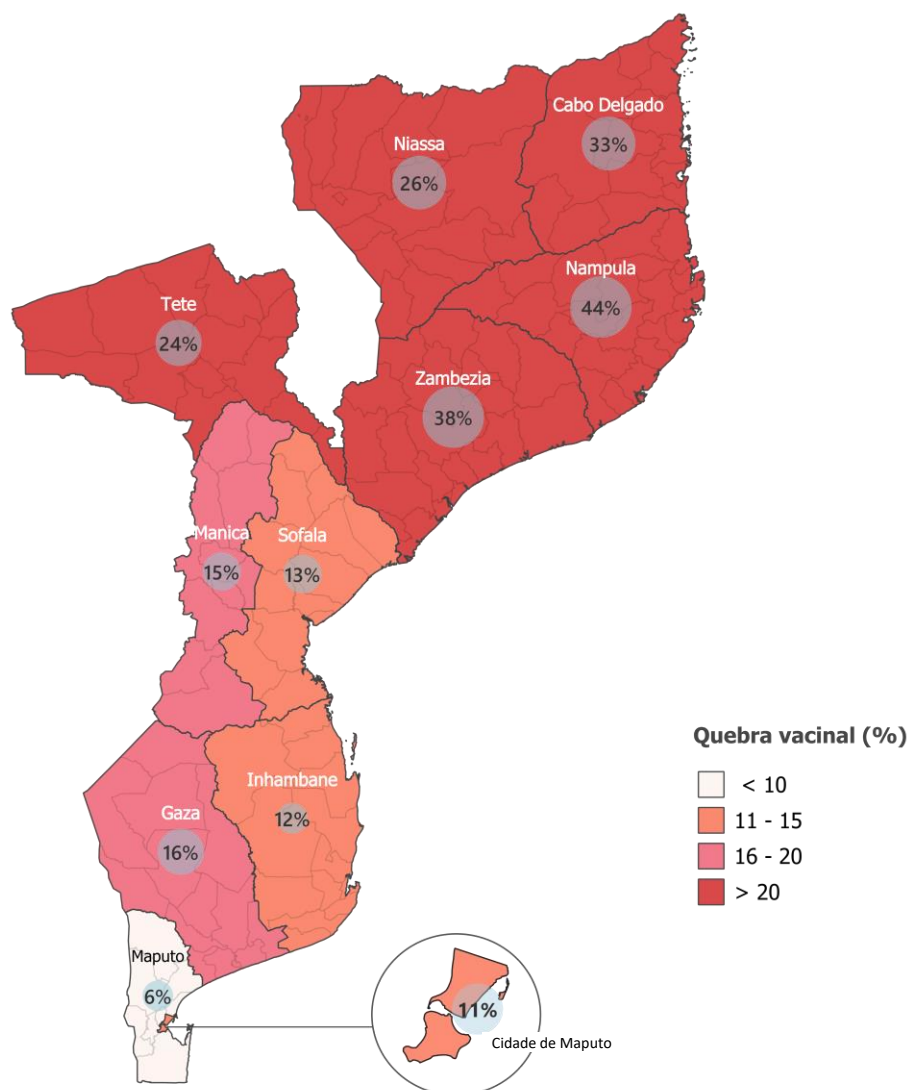


Figura 11. Distribuição por província do Índice da quebra vacinal em crianças dos 12-35 meses em Moçambique.

4.1.3. Índice da quebra vacinal segundo as características sociodemográficas das mães e agregados familiares das crianças dos 12-35 meses em Moçambique

A tabela 4 apresenta os resultados da distribuição da quebra vacinal segundo as características das mães das crianças e do agregado familiar. O índice da quebra vacinal (32.7%, IC 95%: 32.7-42.9%) foi duas vezes maior em crianças cujas mães eram iletradas em relação as crianças de mães com pelo menos o ensino secundário (18.4%, IC 95%: 14.5-22.9%, $p < 0.01$). Crianças de mães desempregadas apresentaram um índice de quebra vacinal de 31.6% (IC 95%: 28.5-34.8%, $p < 0.01$), contra 19.0% (IC 95%: 15.7-22.7%, $p < 0.01$) de crianças de mães emprega-

das. Em relação a religião, o índice da quebra vacinal distribuiu-se de forma relativamente homogênea, embora crianças cujas mães identificaram-se como cristãs protestantes tiveram menor índice da quebra vacinal (17.0%, IC 95%: 14.4-19.8%, $p < 0.01$).

Em relação as características do agregado familiar, observou-se que crianças que viviam em agregados familiares compostos por uma a duas pessoas tiveram um índice da quebra vacinal (46.5%, IC 95%:25.3-68.6%, $p < 0.01$) maior em comparação com aquelas em agregados familiares maiores. As crianças de agregados familiares mais pobre apresentaram um índice em torno de 42.7% (IC 95%: 37.9-48.7%, $p < 0.01$) contra 15.4% (IC 95%: 11.6-19.8%, $p < 0.01$) das crianças do quintil mais rico.

A distribuição da quebra vacinal considerando o acesso aos cuidados básicos de saúde materno-infantil foi desproporcional nos diferentes grupos, observou-se que crianças cujas mães não fizeram consultas pré-natais (56.7%, IC 95%: 43.6-69.2%, $p < 0.01$), não tiveram um parto institucional (41.6%, IC 95%: 36.4-47.0%), tiveram problemas com a distância até a unidade sanitária mais próxima (36.1%, IC 95%: 32.2-40.1%, $p < 0.01$) e não tinham a posse do cartão de saúde da criança (61.5%, IC 95%: 55-67.8%, $p < 0.01$) apresentaram maior índice da quebra vacinal em relação a sua contraparte.

Tabela 4. Índice da quebra vacinal em crianças dos 12-35 meses segundo as características das mães e dos agregados familiares.

Características	Quebra Vacinal		
	Sim (IC 95%)	Não (IC 95%)	<i>p-value*</i>
Características da crianças			
Sexo Da Criança			
Masculino	29.0 (25.2-33.1)	71.0 (66.9-74.8)	0.374
Feminino	26.9 (24.1-29.9)	73.1 (70.1-75.9)	0.374
Ordem de Nascimento			
1	27.5 (22.7-32.6)	72.5 (67.4-77.3)	0.934
2 a 3	27.8 (24.1-31.7)	72.2 (68.3-75.9)	0.934
≥4	28.4 (24.9-32.2)	71.6 (67.8-75.1)	0.934
Características do respondente			
Idade da Mãe			
15-24	28.9 (25.3-32.7)	71.1 (67.3-74.7)	0.504
25-34	28.2 (24.3-32.4)	71.8 (67.6-75.7)	0.504
≥35	25.3 (21.0-30.1)	74.7 (69.9-79.0)	0.504
Educação da Mãe			
Iletrada	37.7 (32.7-42.9)	62.3 (57.1-67.3)	<0.01
Primário	27.6 (24.3-31.0)	72.4 (69.0-75.7)	<0.01
Secundário / Superior	18.4 (14.5-22.9)	81.6 (77.1-85.5)	<0.01

*Teste Qui-Quadrado de Rao-Scott

Tabela 4. (continuação)

Características	Quebra Vacinal		
	Sim (IC 95%)	Não (IC 95%)	<i>p-value*</i>
Características do respondente			
Estado Civil da Mãe			
Solteira / Nunca Esteve Em União	22.2 (14.8-31.1)	77.8 (68.9-85.2)	0.437
Casada / União De Facto	28.1 (25.4-31.1)	71.9 (68.9-74.6)	0.437
Divorciada / Separada / Viúva	29.3 (22.4-36.9)	70.7 (63.1-77.6)	0.437
Ocupação da Mãe			
Desempregada	31.6 (28.5-34.8)	68.4 (65.2-71.5)	<0.01
Empregada	19.0 (15.7-22.7)	81.0 (77.3-84.3)	<0.01
Índice de Riqueza			
Mais Pobre	42.7 (36.9-48.7)	57.3 (51.3-63.1)	<0.01
Pobre	37.8 (31.1-44.8)	62.2 (55.2-68.9)	<0.01
Médio	23.2 (19.0-27.8)	76.8 (72.2-81.0)	<0.01
Rico	19.7 (16.1-23.8)	80.3 (76.2-83.9)	<0.01
Mais Rico	15.4 (11.6-19.8)	84.6 (80.2-88.4)	<0.01
Religião			
Protestantes	17.0 (14.4-19.8)	83.0 (80.2-85.6)	<0.01
Católica	35.0 (29.6-40.7)	65.0 (59.3-70.4)	<0.01
Islâmica	37.1 (32.2-42.1)	62.9 (57.9-67.8)	<0.01
Outras	31.7 (21.0-44.0)	68.3 (56.0-79.0)	<0.01
Consultas Pré-Natais			
Nenhuma Visita	56.7 (43.6-69.2)	43.3 (30.8-56.4)	<0.01
1 a 3	38.1 (33.2-43.3)	61.9 (56.7-66.8)	<0.01
≥4	21.4 (18.9-24.1)	78.6 (75.9-81.1)	<0.01
Local do Parto			
Em Casa / Outro	41.6 (36.4-47.0)	58.4 (53.0-63.6)	<0.01
Institucional	24.2 (21.5-27.1)	75.8 (72.9-78.5)	<0.01
Distância até a Unidade de Saúde			
Grande Problema	36.1 (32.2-40.1)	63.9 (59.9-67.8)	<0.01
Não É Um Grande Problema	21.8 (18.7-25.1)	78.2 (74.9-81.3)	<0.01
Posse do Cartão de Saúde			
Não	61.5 (55.0-67.8)	38.5 (32.2-45.0)	<0.01
Sim, Visto	17.5 (15.3-20.0)	82.5 (80.0-84.7)	<0.01
Sim, Não Visto	55.1 (36.5-72.7)	44.9 (27.3-63.5)	<0.01
Número de Membros do Domicílio			
1 a 2	46.5 (25.3-68.6)	53.5 (31.4-74.7)	<0.01
3 a 4	32.3 (27.8-37.2)	67.7 (62.8-72.2)	<0.01
≥5	25.8 (23.2-28.5)	74.2 (71.5-76.8)	<0.01
Número de Crianças < 5 Anos			
0	55.6 (39.9-70.6)	44.4 (29.4-60.1)	<0.01
1 a 2	27.9 (25.3-30.7)	72.1 (69.3-74.7)	<0.01
≥ 3	24.8 (19.3-31.0)	75.2 (69.0-80.7)	<0.01

*Teste Qui-Quadrado de Rao-Scott

Tabela 4. (continuação)

Características	Quebra Vacinal		<i>p-value*</i>
	Sim (IC 95%)	Não (IC 95%)	
Características do respondente			
Área de Residência			
Urbana	18.4 (15.4-21.7)	81.6 (78.3-84.6)	<0.01
Rural	32.8 (29.6-36.1)	67.2 (63.9-70.4)	<0.01
Província			
Niassa	26.5 (21.1-32.5)	73.5 (67.5-78.9)	<0.01
Cabo Delgado	33.0 (25.5-41.2)	67.0 (58.8-74.5)	<0.01
Nampula	44.4 (38.9-50.0)	55.6 (50.0-61.1)	<0.01
Zambézia	38.9 (28.3-50.3)	61.1 (49.7-71.7)	<0.01
Tete	24.5 (17.1-33.2)	75.5 (66.8-82.9)	<0.01
Manica	15.3 (11.3-20.1)	84.7 (79.9-88.7)	<0.01
Sofala	13.7 (9.5-18.7)	86.3 (81.3-90.5)	<0.01
Inhambane	12.9 (7.7-20.0)	87.1 (80.0-92.3)	<0.01
Gaza	16.5 (11.6-22.5)	83.5 (77.5-88.4)	<0.01
Maputo	6.8 (4.1-10.7)	93.2 (89.3-95.9)	<0.01
Cidade de Maputo	11.8 (7.3-17.9)	88.2 (82.1-92.7)	<0.01

*Teste Qui-Quadrado de Rao-Scott

4.1.4. Distribuição espacial da quebra vacinal em crianças dos 12-35 meses em Moçambique

O resultado do teste de autocorrelação espacial, por meio do Índice Global de Moran, na figura 12, mostra um valor de 0.138, com um *z-score* positivo de 4.38 ($p < 0.01$). Considerando um nível de confiança de 95%, estes valores indicam que a quebra vacinal em crianças 12-35 meses, não ocorreu de forma aleatória no espaço, mas sim com padrões de agrupamento ou *clustering* entre as comunidades.

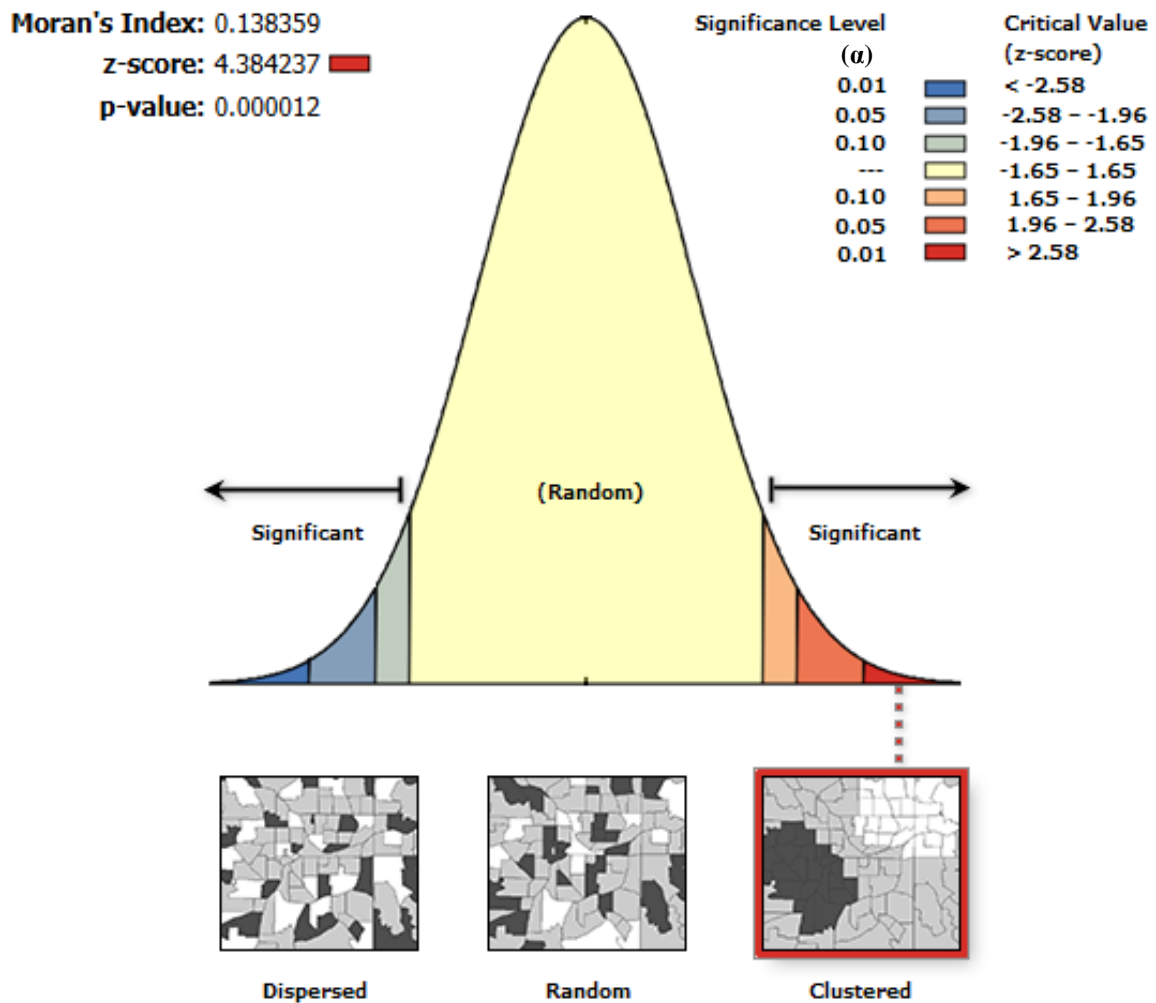


Figura 12. Autocorrelação espacial da quebra vacinal em crianças dos 12-35 meses em Moçambique.

A análise de *hot spot*, na figura 13, mostra a intensidade e a distribuição da quebra vacinal em Moçambique. As áreas destacadas a vermelho indicam as áreas onde a intensidade da quebra vacinal foi maior enquanto que as áreas a azul indicam baixa ocorrência da quebra vacinal. O mapa mostra que crianças que residem nas comunidades das províncias do Sul (Maputo, Maputo Cidade, Gaza, Inhambane) e centro (Manica e Sofala) de Moçambique tem menor risco de quebra vacinal, por outro lado, as crianças das províncias do Norte (Nampula, Niassa e Cabo Delgado) e centro (Tete e Zambézia) tem maior risco de quebra vacinal.

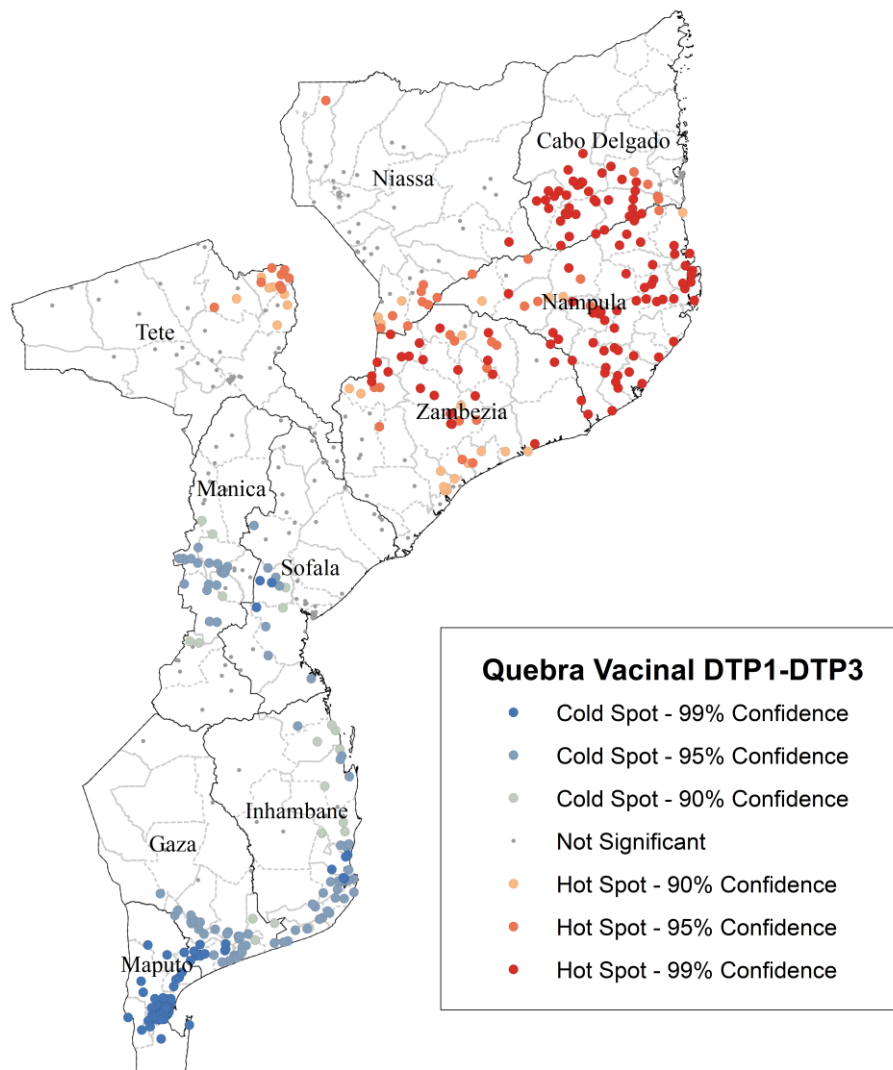


Figura 13. Análise de *hot spots* e *cold spots* da quebra vacinal em crianças dos 12-35 meses em Moçambique.

4.1.5. Ajuste do modelo de regressão logística multinível ponderado

A análise de sensibilidade revelou que os resultados mantiveram-se consistentes entre os diferentes valores de α testados para aproximação dos pesos amostrais, pelo que se optou pelo $\alpha = 0.5$ que atribuiu igual importância ao nível individual e ao nível contextual, por este apresentar menor dispersão no valor dos pesos amostrais em ambos os níveis (Apêndice B).

As estimativas dos modelos ajustados (Tabela 5), revelam a existência de dependência entre as observações dentro dos grupos. O ICC do Modelo I (modelo nulo) mostra que 60.3% da vari-

ância observada na quebra vacinal pode ser atribuída as diferenças existentes entre as comunidades. A inclusão dos factores ao nível individual no Modelo II resulta num ligeiro aumento do ICC para 61.4%. Os factores contextuais, tais como as províncias e áreas de residência introduzidos no Modelo III, reduziram o ICC para 48.6%. O Modelo IV que inclui as variáveis do nível individual e contextual, mostra que 57.6% da variação da quebra vacinal pode ser atribuída as diferenças não explicadas entre as comunidades.

Os modelos mostram variáveis associadas ao desfecho, como religião, distância até a unidade sanitária, número de consultas pré-natais, posse do cartão de saúde, local de parto, tamanho do agregado familiar, número de crianças menores de 5 anos no agregado familiar, área de residência e província como factores associados à quebra vacinal. Esses factores dividem-se em factores protectores, aqueles que reduzem a chance da quebra vacinal e factores de risco, aqueles que aumentam a chance da quebra vacinal.

Para analisar a magnitude e a direcção do efeito de cada factor sobre a quebra vacinal, considerou-se o Modelo IV, que ajustou para variáveis dos níveis individual e contextual. Os resultados indicam que crianças cujas mães realizaram pelo menos quatro consultas pré-natais têm 77% menos chances de apresentar quebra vacinal (AOR = 0.23, IC 95%: 0.09-0.61), em comparação com aquelas cujas mães não realizaram nenhuma consulta. Da mesma forma, residir próximo a uma unidade sanitária reduz em 54% a chance da quebra vacinal (AOR = 0.46, IC 95%: 0.26-0.81), em comparação com residências mais distantes. A posse do cartão de saúde foi associada a uma redução de 95% na chance da quebra vacinal (AOR = 0.05, IC 95%: 0.03-0.09), quando comparada à ausência do cartão. Viver em agregados familiares com 1 a 2 crianças menores de cinco anos também se mostrou factor protector, com redução de 74% na chance da quebra (AOR = 0.26, IC 95%: 0.09-0.74), em relação a agregados sem nenhuma outra criança.

Por outro lado, crianças residentes em áreas rurais apresentaram 2.35 (IC 95%: 1.18-4.66) vezes mais chances de quebra vacinal, em comparação com as residentes em áreas urbanas. Por fim, residir nas províncias de Cabo Delgado e Nampula aumentou significativamente a chance da quebra vacinal, com razões de chances ajustadas entre 5.08 (IC 95%: 1.19-21.75) e 8.81 (IC 95%: 2.28-34.08) vezes maiores, respectivamente, em comparação com crianças residentes na capital do país, configurando-se como factores de risco relevantes.

Tabela 5. Estimativas dos modelos de regressão logística multinível ponderado.

Características	Estimativas dos Modelos			
	Modelo I	Modelo II	Modelo III	Modelo IV
	AOR (IC95%)	AOR (IC95%)	AOR (IC95%)	AOR (IC95%)
Intercepto	0.22 (0.18, 0.27)	15.48 (1.28, 186.91)	0.05 (0.02, 0.11)	3.01 (0.2, 46.18)
Educação da Mãe				
Iletrada		1		1
Primário		1.2 (0.71, 2.03)		1.19 (0.71, 2.01)
Secundário / Superior		0.89 (0.4, 1.97)		0.96 (0.44, 2.11)
Ocupação da Mãe				
Desempregada		1		1
Empregada		0.76 (0.42, 1.38)		0.85 (0.47, 1.54)
Índice de Riqueza				
Mais Pobre		1		1
Pobre		0.92 (0.43, 1.98)		0.93 (0.44, 1.98)
Médio		0.68 (0.3, 1.52)		0.77 (0.34, 1.71)
Rico		0.73 (0.33, 1.62)		0.98 (0.43, 2.25)
Mais Rico		0.76 (0.27, 2.14)		1.26 (0.4, 3.96)
Religião				
Protestantes		1		1
Católica		1.72 (0.82, 3.6)		1.24 (0.53, 2.87)
Islâmica		3.3 (1.52, 7.15)*		2.15 (0.85, 5.45)
Outras		2.16 (0.98, 4.76)		2.0 (0.91, 4.35)
Consultas Pré-Natais				
Nenhuma Visita		1		1
1 a 3		0.4 (0.15, 1.05)		0.38 (0.14, 1.04)
≥4		0.22 (0.09, 0.58)*		0.23 (0.09, 0.61)*
Local do Parto				
Em Casa / Outro		1		1
Institucional		0.84 (0.43, 1.64)		0.88 (0.45, 1.73)

Tabela 5. (continuação)

Características	Estimativas dos Modelos			
	Modelo I	Modelo II	Modelo III	Modelo IV
	AOR (IC95%)	AOR (IC95%)	AOR (IC95%)	AOR (IC95%)
Distância até a Unidade de Saúde				
Grande Problema		1		1
Não É Um Grande Problema		0.45 (0.26, 0.78)*		0.46 (0.26, 0.81)*
Posse do Cartão de Saúde				
Não		1		1
Sim, Visto		0.05 (0.03, 0.09)*		0.05 (0.03, 0.09)*
Sim, Não Visto		0.72 (0.22, 2.34)		0.7 (0.21, 2.32)
Número de Membros do Domicílio				
1 a 2		1		1
3 a 4		2.91 (0.54, 15.81)		3.08 (0.57, 16.49)
≥5		1.47 (0.26, 8.23)		1.5 (0.27, 8.24)
Número de Crianças < 5 Anos				
0		1		1
1 a 2		0.26 (0.09, 0.74)*		0.26 (0.09, 0.74)*
≥3		0.4 (0.12, 1.33)		0.38 (0.11, 1.3)
Área de Residência				
Urbana			1	1
Rural			2.23 (1.43, 3.48)*	2.35 (1.18, 4.66)*
Província				
Cidade de Maputo			1	1
Niassa			2.93 (1.16, 7.41)*	1.48 (0.37, 5.9)
Cabo Delgado			4.57 (1.78, 11.75)*	5.08 (1.19, 21.75)*
Nampula			7.45 (3.04, 18.22)*	8.81 (2.28, 34.08)*
Zambézia			7.73 (2.49, 23.96)*	4.18 (0.95, 18.46)
Tete			1.92 (0.70, 5.27)	1.67 (0.48, 5.83)
Manica			1.00 (0.38, 2.65)	1.18 (0.34, 4.16)
Sofala			0.85 (0.31, 2.31)	1.33 (0.38, 4.57)
Inhambane			0.56 (0.19, 1.69)	0.93 (0.25, 3.48)
Gaza			1.03 (0.37, 2.82)	1.42 (0.41, 4.89)
Maputo			0.28 (0.09, 0.84)*	0.3 (0.08, 1.11)
Var do nível dos clusters	4.99 (3.64, 6.83)	5.23 (3.63, 7.55)	3.11 (2.24, 4.33)	4.46 (3.01, 6.61)
ICC (%)	60.3	61.4	48.6	57.6

* se $p < 0.05$

4.2. Discussão

Da análise dos resultados apresentados na secção 4.1, constatou-se que o índice da quebra vacinal em crianças dos 12-35 meses em Moçambique situou-se em torno de 27.9%, com todas províncias apresentando uma quebra vacinal acima do limite tolerável, estabelecida pela OMS, fixado em 10%. Um índice elevado, comparado com a média dos países da África subsaariana, estimado em 20.09% (Zegeye *et al.*, 2024b). Dois estudos realizados na Tanzânia e Gâmbia, reportaram um índice de 2.3% e 4.0%, abaixo da média regional (Tillya *et al.*, 2025; Ntenda *et al.*, 2022), Bekuma *et al.* (2025) na Etiópia, a semelhança de Moçambique, também reportaram um índice elevado, em torno de 37.5%, no mesmo período de análise. Um índice da quebra vacinal da vacina DTP acima de 10% revela problemas no acesso, fraca utilização e baixa qualidade dos serviços de imunização (WHO, 2018).

A análise espacial revelou a existência de autocorrelação espacial positiva, sugerindo a existência de padrões de agrupamento da quebra vacinal em comunidades com elevados índices e baixos índices, aspecto que foi realçado pela análise de *hot spot*, que identificou focos significativos da ocorrência da quebra vacinal em Moçambique. Estes achados são similares aos reportados por Zegeye *et al.* (2024b), Shiferie *et al.* (2024) e Getnet *et al.* (2025), isto é, a vacinação infantil varia em função do espaço geográfico onde as crianças se inserem, com padrões de agrupamento e disparidades regionais.

A maioria dos *hot spots* da quebra vacinal foram identificadas nas províncias de Cabo Delgado, Zambézia e Nampula, na região Centro e Norte de Moçambique. Estudos passados indicam que estas províncias já reportaram surtos de doenças evitáveis por vacina, como a cólera, pólio e sarampo (Amimo *et al.*, 2021). Em particular as províncias de Zambézia e Nampula apresentam os piores indicadores de saúde infantil do país, especialmente aqueles associados a anemia, desnutrição crónica e malária (INE & ICF, 2024). As razões para este cenário, parecem claras, ambas províncias constituem as regiões mais populosas do país (INE, 2019), com limitações de recursos de saúde dada a distância com a cidade capital, Maputo.

De acordo com Sheldon e Alons (2003), o apoio prestado pelo governo e pelas organizações não governamentais tende, em geral, a diminuir à medida que aumenta a distância em relação à capital do país. Estes factos evidenciam a existência de falhas sistémicas no acesso aos serviços básicos de saúde, as quais resultam na exposição das crianças a uma carga simultânea de

várias doenças evitáveis. Este cenário foi documentado por Chissaque *et al.* (2021), que reportaram a ocorrência de crianças com infecções por rotavírus, HIV e em situação de malnutrição na província de Nampula.

Por sua vez, a província de Cabo Delgado enfrenta, desde outubro de 2017, uma crise humanitária sem precedentes, resultante da violência armada associada ao terrorismo e da ocorrência de desastres naturais. Estima-se que mais de 1.3 milhões de pessoas tenham sido forçadas a abandonar as suas residências em busca de refúgio, das quais cerca de 80% são mulheres e crianças (UNHCR, 2025; UNICEF, 2024). Este contexto tem contribuído para a deterioração dos indicadores de vacinação na província, tendo-se observado, entre 2015 e 2022-23, uma redução da cobertura vacinal entre crianças dos 12 aos 23 meses de idade, de 86% para 36% (INE & ICF, 2024; MISAU & INE 2015).

Resultados semelhantes foram observados em contextos de deslocamento populacional. Num estudo conduzido por Bouaddi *et al.* (2024), que avaliou indicadores de imunização entre crianças em situação de imigração ou deslocamento forçado em 15 países do Médio Oriente e do Norte de África, foi reportada uma cobertura vacinal baixa, em torno de 36%, bem como níveis elevados de quebra vacinal, variando entre 59.7% e 76.6%. Achados semelhantes foram reportados por George *et al.* (2025), numa meta-análise que incluiu países da África Subsaariana, sugerindo que estas populações enfrentam múltiplos desafios no acesso à vacinação, associados, entre outros factores, à falta de documentação das crianças, barreiras de comunicação, dificuldades financeiras, bem como à disponibilidade limitada de vacinas e de pessoal de saúde.

Os coeficientes e estimativas do erro padrão do modelo ajustado sem ponderação foram menores quando comparado com as estimativas dos modelos ajustados com os pesos amostrais (Apêndice A e B), a variância do intercepto do modelo nulo variou entre 4.69 (IC 95%: 3.33-6.62) e 5.0 (IC 95%: 3.70-6.75), um valor maior que 0.83 (IC 95%: 1.78-3.33) do modelo não ponderado. Estes resultados são similares com os reportados por Elkasabi *et al.* (2020) e Iparagirre *et al.* (2024), sugerindo que a variação da quebra vacinal entre os *clusters* foi subestimada no modelo não ponderado.

Os resultados da modelação multinível ponderada, reportados neste estudo, foram consistentes com as estimativas da análise de autocorrelação espacial, uma vez que o ICC do modelo de intercepto aleatório ajustado sem qualquer variável (modelo nulo), foi grande (ICC = 60.3%), revelando a existência de dependência entre o desfecho das crianças pertencentes aos mesmos *clusters*. Estes resultados são consistentes com o ICC de 56% reportado por Bekuma *et al.*

(2025) num estudo realizado na Etiópia, por outro lado, é cerca de 4 vezes maior que reportado por Tolera *et al.* (2024) ainda na Etiópia. Estudos sobre indicadores da vacinação, como a cobertura vacinal e zero-dose, reportaram uma correlação intraclasse moderada (Ozigbu *et al.*, 2022; Sarder *et al.*, 2023; Zegeye *et al.*, 2024a).

Neste cenário a modelação do fenómeno da quebra vacinal por meio de regressão logística tradicional, não é plausível, dado que há violação do pressuposto de independência das observações. De acordo com Finch *et al.* (2021) o ICC é uma ferramenta importante na modelação multinível, pois este é um indicador do grau do impacto que a estrutura hierárquica dos dados exerce sobre a variável de desfecho. Ignorar esta dependência durante a modelação, tem consequências e pode resultar em estimativas do erro padrão e intervalo de confiança pouco credíveis para fins de teste de hipóteses, com a finalidade de informar os decisores de políticas de saúde com evidências baseadas em pesquisa.

Em relação aos factores associados à quebra vacinal, observou-se que todos os factores ao nível individual com efeito estatisticamente significativo, operaram como factores de protecção, ao reduzir a chance da quebra vacinal, ao passo que os factores ao nível comunitário aumentaram a chance da quebra vacinal. Crianças cujas mães fizeram mais do que uma consulta pré-natal, apresentaram menor chance de quebra vacinal. Resultados similares foram reportados na Gâmbia, Malawi e Moçambique num estudo sobre imunização (Cassocera *et al.*, 2023; Ntenda *et al.*, 2017, 2022). Estudos passados realizados no Paquistão e Etiópia sugerem que mães que realizam com frequência consultas pré-natais, têm mais chance de obter informações sobre o calendário de vacinação e dos benefícios da vacinação na saúde da criança, consequentemente passam a ter uma atitude positiva em relação à vacinação dos seus filhos (Abadura *et al.*, 2015; Bugvi *et al.*, 2014).

A posse do cartão de saúde também constituiu um factor de protecção contra a quebra vacinal, estudos passados hipotetizam que a posse do cartão de saúde permite que as mães ou responsáveis pela criança, monitorem com facilidade o calendário de vacinação, servindo de lembrete sobre as doses subsequentes, aumentando assim, a chance de vacinação dentro do período preconizado (Bbaale, 2013; Ntenda *et al.*, 2017).

Outro factor observado ao nível individual foi a distância entre o local de residência e a unidade sanitária onde as vacinas são administradas, mães que relataram nenhum constrangimento com a distância até a unidade de saúde, tenderam a ter crianças com menor chance de quebra vacinal quando comparadas com aquelas cujas mães relataram dificuldades com a distância. Embora

Jani *et al.* (2008), em estudo realizado em Moçambique, na província de Gaza não tenha achado nenhuma associação. Um estudo qualitativo, na Província da Zambézia revelou que muitas mães desistem de retornar às unidades de saúde para vacinação das crianças dada a distância até à unidade de saúde, não obstante a isso, após longas distâncias enfrentam longos períodos de espera, por vezes maus tratos por parte dos cuidadores de saúde e ruptura de *stock* de vacinas (Favin *et al.*, 2012; Powelson *et al.*, 2022; Shemwell *et al.*, 2017).

Este estudo também mostrou que a chance da quebra vacinal varia com base na área de residência e província. Com crianças residentes nas áreas rurais apresentando o dobro da chance de quebra vacinal comparado com aquelas das zonas urbanas. Alguns estudos explicam essa disparidade sugerindo que mães residentes nas zonas urbanas tendem a ser mais letradas, financeiramente mais estáveis e, por conseguinte, mais autónomas em relação à decisão de vacinar a criança (Ntenda *et al.*, 2017; 2022).

5. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

5.1. Conclusões

Este estudo teve como objectivo identificar factores individuais e contextuais associados à quebra vacinal em crianças dos 12 aos 35 meses, através da aplicação de modelos de regressão logística multinível ponderados aos dados do IDS 2022-23, bem como, analisar a distribuição geográfica da quebra vacinal em Moçambique, e teve como principais conclusões:

- O índice da quebra vacinal em crianças dos 12-35 meses em Moçambique foi de 27.9 % (IC 95%: 25.5-30.5%);
- Este estudo revelou que a distribuição espacial da quebra vacinal foi considerada espacialmente agrupada em Moçambique, isto é, existe autocorrelação espacial, com um Índice de Moran Global de 0.138 ($p < 0.01$);
- A análise de *hot spot* mostrou que em Moçambique as comunidades com maior índice de quebra vacinal encontram-se distribuídas na região centro e norte do país;
- Os resultados deste estudo mostraram que a variação da quebra vacinal atribuída às comunidades onde as crianças estão inseridas, foi grande e estatisticamente significativa, indicando diferenças entre os *clusters*. Ou seja, cerca de 60.3% das variações da quebra vacinal é atribuída as diferenças entre as comunidades. O que suporta a aplicação dos modelos multinível ponderados para este estudo;
- Foram identificados como factores de risco: residir em zonas rurais, e nas províncias de Cabo Delgado ou Nampula. Os factores protectores constituíram ter 4 ou mais consultas pré-natais, possuir o cartão de saúde da criança e viver em agregados com 1 a 2 crianças menores de 5 anos.

5.2. Limitações e Recomendações do estudo

Os resultados desta pesquisa oferecem uma perspectiva única e integrada acerca dos factores de risco associados ao abandono da vacinação entre as crianças moçambicanas e, por conseguinte, podem servir de apoio à implementação de programas de intervenção que visem a redução da quebra vacinal.

De modo a mitigar o elevado índice de quebra vacinal observado no país, recomenda-se ao PAV a elaboração e implementação de um plano estratégico de recuperação das crianças que tenham perdido as doses subsequentes de vacinas, bem como a promoção da importância da vacinação ao nível das comunidades e a criação de brigadas móveis de imunização nas comunidades, principalmente nas regiões centro e norte de Moçambique.

Por se tratar de uma análise baseada em dados secundários, o presente estudo limitou-se às variáveis disponíveis na base de dados, o que poderá ter condicionado a inclusão de outros potenciais factores explicativos de relevância.

Assim, mesmo após a inclusão de variáveis ao nível individual e contextual, grande parte da variância permaneceu por explicar ao nível dos *clusters*. Por esta razão, sugere-se que estudos vindouros considerem a inclusão de outras variáveis de natureza contextual, tais como o número de unidades sanitárias, a disponibilidade de capital humano qualificado para a imunização infantil e a disponibilidade de vacinas ao nível das comunidades, de modo a lançar maior luz sobre os determinantes da quebra vacinal em Moçambique. De igual modo, recomenda-se a utilização de modelos de regressão espacial em trabalhos futuros, atendendo ao padrão agrupado de distribuição espacial observado.

REFERÊNCIAS

- Abadura, S. A., Lerebo, W. T., Kulkarni, U., & Mekonnen, Z. A. (2015). Individual and community level determinants of childhood full immunization in Ethiopia: A multilevel analysis. *BMC Public Health*, *15*(1), 972. <https://doi.org/10.1186/s12889-015-2315-z>
- Acharya, P., Kismul, H., Mapatano, M. A., & Hatløy, A. (2018). Individual- and community-level determinants of child immunization in the Democratic Republic of Congo: A multilevel analysis. *PLOS ONE*, *13*(8), e0202742. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0202742>
- Actor, J. K. (2019). Vaccines and Immunotherapy. Em *Introductory Immunology* (pp. 111–121). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-816572-0.00009-7>
- Aheto, J. M. K., Olowe, I. D., Chan, H. M. T., Ekeh, A., Dieng, B., Fafunmi, B., Setayesh, H., Atuhaire, B., Crawford, J., Tatem, A. J., & Utazi, C. E. (2023). Geospatial Analyses of Recent Household Surveys to Assess Changes in the Distribution of Zero-Dose Children and Their Associated Factors before and during the COVID-19 Pandemic in Nigeria. *Vaccines*, *11*(12), 1830. <https://doi.org/10.3390/vaccines11121830>
- Akaike, H. (1974). *A New Look at the Statistical Model Identification*. In: Parzen, E., Tanabe, K., Kitagawa, G. (eds) Selected Papers of Hirotugu Akaike. Springer Series in Statistics. Springer, New York, NY. https://doi.org/10.1007/978-1-4612-1694-0_16
- Alemayehu, M. A., Kebede, S. D., Walle, A. D., Mamo, D.N., Enyew, E. B., & Adem, J. B. (2025). A stacked ensemble machine learning model for the prediction of pentavalent 3 vaccination dropout in East Africa. *Frontiers in Big Data*, *8*, 1522578. <https://doi.org/10.3389/fdata.2025.1522578>
- Amimo, F., Magit, A., Sacarlal, J., Shibuya, K., & Hashizume, M. (2021). Public health risks of humanitarian crises in Mozambique. *Journal of Global Health*, *11*, 03054. <https://doi.org/10.7189/jogh.11.03054>

- Esri. (s.d.). *What is a z-score? What is a p-value? ArcGIS Pro Documentation*. Recuperado em 15 de Janeiro 2026, de <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/3.5/tool-reference/spatial-statistics/what-is-a-z-score-what-is-a-p-value.htm>
- Asparouhov, T., & Muthen, B. (2006). *Multilevel Modeling of Complex Survey Data*.
- Bbaale, E. (2013). Factors Influencing Childhood Immunization in Uganda. *Journal of Health, Population and Nutrition*, 31(1), 118–129. <https://doi.org/10.3329/jhpn.v31i1.14756>
- Bekuma, T. T., Seme, A., Ahmed, S., & Abera, M. (2025). Level and determinants of pentavalent vaccine dropout during infancy: A hierarchical analysis of community-level longitudinal study. *PLOS One*, 20(6), e0326684. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0326684>
- Bell, J., Lartey, B., Fernandez, M., Darrell, N., Exton-Smith, H., Gardner, C., Richards, E., Akilo, A., Odongo, E., Ssenkungu, J., Kotchi Kouadio, R., Cissé, M., Rérambyah, A. B. A. I., Adou, M., West, R., & Sharma, S. (2023). A structural equation modelling approach to understanding the determinants of childhood vaccination in Nigeria, Uganda and Guinea. *PLOS Global Public Health*, 3(3), e0001289. <https://doi.org/10.1371/journal.pgph.0001289>
- Bugvi, A. S., Rahat, R., Zakar, R., Zakar, M. Z., Fischer, F., Nasrullah, M., & Manawar, R. (2014). Factors associated with non-utilization of child immunization in Pakistan: Evidence from the Demographic and Health Survey 2006-07. *BMC Public Health*, 14(1), 232. <https://doi.org/10.1186/1471-2458-14-232>
- Cabral, C., & Pita, J. (2015). *Cinquenta anos do Programa Nacional de Vacinação em Portugal (1965-2015)*. CEIS 20.
- Cassocera, M., Augusto, O., Chissaque, A., Guimarães, E. L., Shulock, K., De Deus, N., & Martins, M. R. O. (2023). Trends and Determinants of Full Immunisation among Chil-

- dren Aged 12–23 Months: Analysis of Pooled Data from Mozambican Household Surveys between 1997 and 2015. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 20(3), 2558. <https://doi.org/10.3390/ijerph20032558>
- Cassocera, M., Chissaque, A., Martins, M. R. O., & Deus, N. D. (2020). 40 years of immunization in Mozambique: A narrative review of literature, accomplishments, and perspectives. *Cadernos de Saúde Pública*, 36(suppl 2), e00038320. <https://doi.org/10.1590/0102-311x00038320>
- Chacon-Cruz, E., Lopatynsky-Reyes, E. Z., & Hernandez-Ruiz, Y. G. (2025). Vaccination: Successes and Challenges Over 50 Years - European Society of Medicine. *European Society of Medicine*, 13(3). <https://esmed.org/vaccination-successes-and-challenges-over-50-years/>
- Chissaque, A., Bauhofer, A. F. L., Cossa-Moiane, I., Siteo, E., Munlela, B., João, E. D., Langa, J. S., Chilaúle, J. J., Boene, S. S., Cassocera, M., Guimarães, E. L., Kellogg, T. A., Gonçalves, L., & Deus, N. de. (2021). Rotavirus A infection in pre- and post-vaccine period: Risk factors, genotypes distribution by vaccination status and age of children in Nampula Province, Northern Mozambique (2015-2019). *PLOS ONE*, 16(8), e0255720. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0255720>
- Chilundo, B., Sundby, J., & Aanestad, M. (2004). Analysing the quality of routine malaria data in Mozambique. *Malaria Journal*, 3(3).
- Corsi, D. J., Neuman, M., Finlay, J. E., & Subramanian, S. (2012). Demographic and health surveys: A profile. *International Journal of Epidemiology*, 41(6), 1602–1613. <https://doi.org/10.1093/ije/dys184>
- Cutts, F., Soares, A., Jecque, A. V., Cliff, J., Kortbeek, S., & Colombo, S. (1990). *The use of evaluation to improve the Expanded Programme on Immunization in Mozambique*. 68.

- Dattani, S. (2025). The Demographic and Health Surveys brought crucial data for more than 90 countries—Without them, we risk darkness. *Our World in Data*. <https://archive.ourworldindata.org/20251128-063335/demographic-health-surveys-risk.html>
- Debie, A., Amare, G., Handebo, S., Mekonnen, M. E., & Tesema, G. A. (2020). Individual- and Community-Level Determinants for Complete Vaccination among Children Aged 12-23 Months in Ethiopia: A Multilevel Analysis. *BioMed Research International*, 2020(1), 6907395. <https://doi.org/10.1155/2020/6907395>
- Dhalaria, P., Kapur, S., Singh, A. K., Priyadarshini, P., Dutta, M., Arora, H., & Taneja, G. (2023). Exploring the Pattern of Immunization Dropout among Children in India: A District-Level Comparative Analysis. *Vaccines*, 11(4), 836. <https://doi.org/10.3390/vaccines11040836>
- Dubé, J., & Legros, D. (2014). *Spatial Econometrics Using Microdata* (1.^a ed.). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781119008651>
- Elkasabi, M., Ren, R., & Pullum, T. W. (2020). *Multilevel Modeling Using DHS Surveys: A Framework to Approximate Level-Weights*. ICF.
- Eryando, T. (2022). Spatial Analysis for Enhancing the Use of Health Data Availability from Different Sources to Help the Decision-Making Process. *Kesmas: Jurnal Kesehatan Masyarakat Nasional*, 17(3), 165. <https://doi.org/10.21109/kesmas.v17i3.6196>
- Favin, M., Steinglass, R., Fields, R., Banerjee, K., & Sawhney, M. (2012). Why children are not vaccinated: A review of the grey literature. *International Health*, 4(4), 229–238. <https://doi.org/10.1016/j.inhe.2012.07.004>
- Finch, W. H., Bolin, J. E., & Kelley, K. (2021). *Multilevel Modeling Using R* (2.^a ed.). Taylor & Francis Group, LLC.
- Galiza, E., & Heath, P. (2021). Immunization. *Medicine*, 49(10), 618–623. <https://doi.org/10.1016/j.mpmed.2021.07.004>

- GAVI. (2025). *Zero-dose children and missed communities*. GAVI. <https://www.gavi.org/our-alliance/strategy/phase-5-2021-2025/equity-goal/zero-dose-children-missed-communities>
- Gelman, A., & Hill, J. (2006). *Data Analysis Using Regression and Multilevel/Hierarchical Models* (1.sted.). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511790942>
- George, N. S., Bassey, A. E., Cruz, J. A. A., & Tambor, M. (2025). Access to vaccination among refugees, asylum seekers and internally displaced persons in Sub-Saharan Africa: A systematic review. *Discover Public Health*, 22(1), 176. <https://doi.org/10.1186/s12982-025-00584-9>
- Getis, A., & Aldstadt, J. (2004). Constructing the Spatial Weights Matrix Using a Local Statistic. *Geographical Analysis*, 36(2), 90–104. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.2004.tb01127.x>
- Getis, A., & Ord, J. K. (1992). The Analysis of Spatial Association by Use of Distance Statistics. *Geographical Analysis*, 24(3), 189–206. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1992.tb00261.x>
- Getnet, M., Jejaw, M., Belachew, T. B., Addis, B., Dellie, E., Tafere, T. Z., Worku, N., Geberu, D. M., Yazachew, L., Teshale, G., Tiruneh, M. G., & Demissie, K. A. (2025). Incomplete basic vaccination and associated factors among children aged 12–23 months in resource-limited countries: A spatial and multilevel regression analysis of recent DHS data from 48 countries. *Frontiers in Public Health*, 13, 1463303. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2025.1463303>
- Goldstein, H. (1991). Multilevel Modelling of Survey Data. *The Statistician*, 40(2), 235. <https://doi.org/10.2307/2348496>

- Grown, C. (2025). *An ode to the Demographic and Health Survey Program*. Brookings. <https://www.brookings.edu/articles/an-ode-to-the-demographic-and-health-survey-program/>
- Hao, P. (2019). Spatial Analysis. Em A. M. Orum, *The Wiley Blackwell Encyclopedia of Urban and Regional Studies* (1.^a ed., pp. 1–7). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781118568446.eurs0306>
- Hox, J. J., Moerbeek, M., & Van De Schoot, R. (2017). *Multilevel Analysis: Techniques and Applications* (3.^a ed.). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781315650982>
- Hussain, S. (2019). Immunization and Vaccination. *Psychiatry of Pandemics*, 153–177. https://doi.org/10.1007/978-3-030-15346-5_13
- Immunization Agenda 2030 Partners. (2024). Immunization agenda 2030: A global strategy to leave no one behind. *Vaccine*, 42, S5–S14. <https://doi.org/10.1016/j.vaccine.2022.11.042>
- Instituto Nacional de Estatística (INE). (2019). *IV Recenseamento Geral da População e Habitação, 2017: Resultados definitivos – Moçambique*. Maputo, Moçambique: INE.
- Instituto Nacional de Estatística (INE). (2023). *Anuário Estatístico 2022—Moçambique*. Maputo, Moçambique: INE.
- Instituto Nacional de Estatística (INE) & ICF. (2024). *Inquérito Demográfico e de Saúde em Moçambique 2022–23: Relatório Final*. Maputo, Moçambique e Rockville, Maryland, EUA: INE e ICF. The DHS Program.
- Iparragirre, A., Barrio, I., Aramendi, J., & Arostegui, I. (2024). Estimation of logistic regression parameters for complex survey data: Simulation study based on real survey data. *SORT*, 48(1), 67–92. <https://doi.org/10.57645/20.8080.02.14>

- Iova, C., Daina, L., Ilea, C., Domnariu, H., Ghitea, T., & Daina, Mă. (2024). Vaccine Adherence: From Vaccine Hesitancy to Actual Vaccination and Reasons for Refusal of Childhood Vaccines in a Group of Postpartum Mothers. *in vivo*, 39, 509–523. <https://doi.org/10.21873/invivo.13855>
- Jani, J. V., De Schacht, C., Jani, I. V., & Bjune, G. (2008). Risk factors for incomplete vaccination and missed opportunity for immunization in rural Mozambique. *BMC Public Health*, 8(1), 161. <https://doi.org/10.1186/1471-2458-8-161>
- Jones, C. E., Danovaro-Holliday, M. C., Mwinnyaa, G., Gacic-Dobo, M., Francis, L., Grevendonk, J., Nedelec, Y., Wallace, A., Sodha, S. V., & Sugerman, C. (2024). *Routine Vaccination Coverage—Worldwide, 2023*. 73(43).
- Kayembe-Ntumba, H.-C., Vangola, F., Ansobi, P., Kapour, G., Bokabo, E., Mandja, B.-A., & Bompangue, D. (2022). Vaccination dropout rates among children aged 12-23 months in Democratic Republic of the Congo: A cross-sectional study. *Archives of Public Health*, 80(1), 18. <https://doi.org/10.1186/s13690-021-00782-2>
- Kramer, M. (2023). *EPI 563: Spatial Epidemiology*. RStudio, PBC. <https://mkram01.github.io/EPI563-SpatialEPI/index.html>
- Lai, X., Zhang, H., Pouwels, K. B., Patenaude, B., Jit, M., & Fang, H. (2023). Estimating global and regional between-country inequality in routine childhood vaccine coverage in 195 countries and territories from 2019 to 2021: A longitudinal study. *eClinicalMedicine*, 60, 102042. <https://doi.org/10.1016/j.eclinm.2023.102042>
- Levine, M. M., Lagos, R., & Esparza, e J. (2010). Vaccines and Vaccination in Historical Perspective. Em *New Generation Vaccines* (4.^a ed.). CRC Press.
- Lindstrand, A., Cherian, T., Chang-Blanc, D., Feikin, D., & O'Brien, K. L. (2021). The World of Immunization: Achievements, Challenges, and Strategic Vision for the Next Decade. *The Journal of Infectious Diseases*, 224(Supplement_4), S452–S467. <https://doi.org/10.1093/infdis/jiab284>

- Lumley, T. (2023). *Answer to «AIC and BIC formula for multiple logistic regression in survey data in Stata»* [Post]. Cross Validated. <https://stats.stackexchange.com/a/622914>
- MacDonald, N., Mohsni, E., Al-Mazrou, Y., Kim Andrus, J., Arora, N., Elden, S., Madrid, M.-Y., Martin, R., Mahmoud Mustafa, A., Rees, H., Salisbury, D., Zhao, Q., Jones, I., Steffen, C. A., Hombach, J., O'Brien, K. L., & Cravioto, A. (2020). Global vaccine action plan lessons learned I: Recommendations for the next decade. *Vaccine*, 38(33), 5364–5371. <https://doi.org/10.1016/j.vaccine.2020.05.003>
- Ministério da Saúde (MISAU) & Instituto Nacional de Estatística (INE). (2015). *Inquérito de Indicadores de Imunização, Malária e HIV/SIDA em Moçambique (IMASIDA) 2015*. https://dhsprogram.com/pubs/pdf/AIS12/AIS12_SP.pdf
- Ministério da Saúde (MISAU). (2014). *National Immunization Programme: Comprehensive Multi-Year Plan (cMYP) 2015 – 2019*. Maputo, Moçambique: MISAU
- Moraga, P. (2023). *Spatial Statistics for Data Science: Theory and Practice with R*. Chapman & Hall/CRC. <https://www.paulamoraga.com/book-spatial/>
- Ntenda, P. A. M., Chuang, K.-Y., Tiruneh, F. N., & Chuang, Y.-C. (2017). Analysis of the effects of individual and community level factors on childhood immunization in Malawi. *Vaccine*, 35(15), 1907–1917. <https://doi.org/10.1016/j.vaccine.2017.02.036>
- Ntenda, P. A. M., Sixpence, A., Mwenyenkulu, T. E., Mmanga, K., Chirambo, A. C., Bauleni, A., & Nkoka, O. (2022). Determinants of pentavalent and measles vaccination dropouts among children aged 12–23 months in The Gambia. *BMC Public Health*, 22(1), 520. <https://doi.org/10.1186/s12889-022-12914-6>
- Ozigbu, C. E., Olatosi, B., Li, Z., Hardin, J. W., & Hair, N. L. (2022). Correlates of Zero-Dose Vaccination Status among Children Aged 12–59 Months in Sub-Saharan Africa: A Multilevel Analysis of Individual and Contextual Factors. *Vaccines*, 10(7), 1052. <https://doi.org/10.3390/vaccines10071052>
- PAV. (2020). *Relatório Anual do PAV*. Ministério da Saúde. Maputo, Moçambique: MISAU.

- Pfeffermann, D., Skinner, C. J., Holmes, D. J., Goldstein, H., & Rasbash, J. (1998). Weighting for Unequal Selection Probabilities in Multilevel Models. *Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology*, 60(1), 23–40. <https://doi.org/10.1111/1467-9868.00106>
- Pfeiffer, D., Robinson, T., Stevenson, M., Stevens, K., Rogers, D., & Clements, A. (2008). *Spatial analysis in epidemiology*. Oxford university press.
- Powelson, J., Magadzire, B. P., Draiva, A., Denno, D., Ibraimo, A., Benate, B. B. L., Jahar, L. C., Marrune, Z., Chilundo, B., Chinai, J. E., Emerson, M., Beima-Sofie, K., & Lawrence, E. (2022). Determinants of immunisation dropout among children under the age of 2 in Zambézia province, Mozambique: A community-based participatory research study using Photovoice. *BMJ Open*, 12(3), e057245. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2021-057245>
- Rabe-Hesketh, S., & Skrondal, A. (2006). Multilevel Modelling of Complex Survey Data. *Journal of the Royal Statistical Society Series A: Statistics in Society*, 169(4), 805–827. <https://doi.org/10.1111/j.1467-985X.2006.00426.x>
- Ritchie, H. (2024). Vaccines have saved 150 million children over the last 50 years. *Our World in Data*. <https://ourworldindata.org/vaccines-children-saved>
- Saboya, R., & Kretzer, G. (2024). *Autocorrelação espacial: Uma introdução ao índice de Moran e ao LISA*. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/ZENODO.14595022>
- Saleh, A., Qamar, S., Tekin, A., Singh, R., & Kashyap, R. (2021). Vaccine Development Throughout History. *Cureus*. <https://doi.org/10.7759/cureus.16635>
- Sambo, J., Chicumbe, S., De Deus, N., & Gonçalves, L. (2023). Quality of routine data for monitoring nutrition and diarrhoea indicators of children under 5 in Mozambique: An ecological study over a 5-year period. *BMJ Open*, 13(7), e073239. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2023-073239>

- Sarder, Md. A., Lee, K. Y., Keramat, S. A., Hashmi, R., & Ahammed, B. (2023). A multilevel analysis of individual and community-level factors associated with childhood immunisation in Bangladesh: Evidence from a pooled cross-sectional survey. *Vaccine: X*, *14*, 100285. <https://doi.org/10.1016/j.jvacx.2023.100285>
- Shattock, A. J., Johnson, H. C., Sim, S. Y., Carter, A., Lambach, P., Hutubessy, R. C. W., Thompson, K. M., Badizadegan, K., Lambert, B., Ferrari, M. J., Jit, M., Fu, H., Silal, S. P., Hounsell, R. A., White, R. G., Mosser, J. F., Gaythorpe, K. A. M., Trotter, C. L., Lindstrand, A., ... Bar-Zeev, N. (2024). Contribution of vaccination to improved survival and health: Modelling 50 years of the Expanded Programme on Immunization. *The Lancet*, *403*(10441), 2307–2316. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(24\)00850-X](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(24)00850-X)
- Sheldon, S. J., & Alons, C. (2003). Study to Describe Barriers to Childhood Vaccination in Mozambique | The Communication Initiative. *The Communication Initiative*. <https://www.health.comminit.com/content/study-describe-barriers-childhood-vaccination-mozambique>
- Shemwell, S. A., Peratikos, M. B., González-Calvo, L., Renom-Llonch, M., Boon, A., Martinho, S., Cherry, C. B., Green, A. F., & Moon, T. D. (2017). Determinants of full vaccination status in children aged 12–23 months in Gurùé and Milange districts, Mozambique: Results of a population-based cross-sectional survey. *International Health*, *9*(4), 234–242. <https://doi.org/10.1093/inthealth/ihx020>
- Shiferie, F., Gebremedhin, S., Andargie, G., Tsegaye, D. A., Alemayehu, W. A., & Fenta, T. G. (2024). Low Measles Vaccination Coverage and Spatial Analysis of High Measles Vaccination Dropout in Ethiopia's Underprivileged Areas. *Vaccines*, *12*(3), 328. <https://doi.org/10.3390/vaccines12030328>
- Skinner, C. J., Holt, D., & Smith, T. M. F. (1989). *Analysis of complex surveys*. John Wiley & Sons Ltd. <https://eprints.soton.ac.uk/34690/>

- Skrondal, A. e Rabe-Hesketh, S. (2004). *Generalized latent variable modeling: Multilevel, longitudinal, and structural equation models*. Chapman & Hall/CRC.
- Snijders, T. A. B., & Bosker, R. J. (2012). *Multilevel analysis: An introduction to basic and advanced multilevel modeling* (2nd ed). Sage.
- Spooner, F., Dattani, S., Vanderslott, S., & Roser, M. (2022). Vaccination. *Our World in Data*. <https://ourworldindata.org/vaccination>
- Stern, A. M., & Markel, H. (2005). The history of vaccines and immunization: Familiar patterns, new challenges. *Health Affairs*, 24(3), 611–621.
- Tesema, G. A., Tessema, Z. T., Tamirat, K. S., & Teshale, A. B. (2020). Complete basic childhood vaccination and associated factors among children aged 12–23 months in East Africa: A multilevel analysis of recent demographic and health surveys. *BMC Public Health*, 20(1), 1837. <https://doi.org/10.1186/s12889-020-09965-y>
- Tillya, R., Abdallah, G., Msuya, H., Bajaria, S., Mtenga, S., Festo, C., Mhalu, G., Shabani, J., Msuya, I., Mwengee, W., Masanja, H., & Mkopi, A. (2025). Associated factors for dropout of first versus third doses of pentavalent vaccination in Tanzania. *Vaccine*, 54, 126962. <https://doi.org/10.1016/j.vaccine.2025.126962>
- Tobler, W. R. (1970). A Computer Movie Simulating Urban Growth in the Detroit Region. *Economic Geography*, 46, 234. <https://doi.org/10.2307/143141>
- Tolera, M., Birhanu, A., Regassa, L. D., Getachew, T., Negash, A., Jibro, U., Deressa, A., Abdurahman, D., Motuma, A., Gamachu, M., Mohammed, F., Balis, B., & Mussa, I. (2024). Further analysis of determinants of Pentavalent and Measles immunizations dropouts among children under five years of age in Ethiopia from Mini-EDHS 2019. *BMC Health Services Research*, 24(1), 1527. <https://doi.org/10.1186/s12913-024-11573-0>

- UNICEF. (2023). *Zero-dose: The children missing out on life-saving vaccines—UNICEF DATA*. UNICEF. <https://data.unicef.org/resources/zero-dose-the-children-missing-out-on-life-saving-vaccines>
- UNHCR. (2025). *UNHCR: Nearly 100,000 displaced in recent weeks as violence spreads across northern Mozambique*. UNHCR. <https://www.unhcr.org/news/briefing-notes/unhcr-nearly-100-000-displaced-recent-weeks-violence-spreads-across-northern>
- UNICEF. (2024). *Humanitarian Action for Children 2025 | UNICEF Mozambique*. <https://www.unicef.org/mozambique/en/reports/humanitarian-action-children-2025>
- UNICEF. (2025). *Calendário de Vacinação de Moçambique | UNICEF Mozambique*. <https://www.unicef.org/mozambique/relatorios/calend%C3%A1rio-de-vacina%C3%A7%C3%A3o-de-mo%C3%A7ambique>
- Wagenaar, B. H., Gimbel, S., Hoek, R., Pfeiffer, J., Michel, C., Manuel, J. L., Cuembelo, F., Quembo, T., Afonso, P., Porthé, V., Gloyd, S., & Sherr, K. (2015). Effects of a health information system data quality intervention on concordance in Mozambique: Time-series analyses from 2009–2012. *Population Health Metrics*, 13(1), 9. <https://doi.org/10.1186/s12963-015-0043-3>
- Wariri, O., Edem, B., Nkereuwem, E., Nkereuwem, O. O., Umeh, G., Clark, E., Idoko, O. T., Nomhwange, T., & Kampmann, B. (2019). Tracking coverage, dropout and multidimensional equity gaps in immunisation systems in West Africa, 2000–2017. *BMJ Global Health*, 4(5), e001713. <https://doi.org/10.1136/bmjgh-2019-001713>
- Wariri, O., Utazi, C. E., Okomo, U., Dotse-Gborgbortsi, W., Sogur, M., Fofana, S., Murray, K. A., Grundy, C., & Kampmann, B. (2025). Multi-level determinants of timely routine childhood vaccinations in The Gambia: Findings from a nationwide analysis. *Vaccine*, 43, 126500. <https://doi.org/10.1016/j.vaccine.2024.126500>
- Wiysonge, C. S., Uthman, O. A., Ndumbe, P. M., & Hussey, G. D. (2012). Individual and Contextual Factors Associated with Low Childhood Immunisation Coverage in Sub-

- Saharan Africa: A Multilevel Analysis. *PLoS ONE*, 7(5), e37905. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0037905>
- World Health Organization (WHO). (2018). *Analysis and use of health facility data—Guidance for immunization programme managers*. World Health Organization.
- World Health Organization (WHO). (2024). *Immunization coverage*. World Health Organization. <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/immunization-coverage>
- World Health Organization (WHO). (2026). *A Brief History of Vaccination*. <https://www.who.int/news-room/spotlight/history-of-vaccination/a-brief-history-of-vaccination>
- Xinhu, W., & Diallo, M. (2019, setembro 24). How tracking DTP vaccine dropout rates helps protect children from preventable diseases—UNICEF Data for Action Blog. *UNICEF Data for Action Blog*. <https://data.unicef.org/data-for-action/tracking-dtp-vaccine-dropout-rates-protects-children-from-preventable-diseases/>
- Zegeye, A. F., Kassa Mekonnen, C., Kindie, H., Shetie Workneh, B., Bihonegn Asmamaw, D., & Tarik Tamir, T. (2024a). Individual and community-level determinants of pentavalent vaccination dropouts among under-five children in the sub-Saharan African countries: A multilevel analysis of the recent demographic and health survey. *Vaccine: X*, 17, 100465. <https://doi.org/10.1016/j.jvacx.2024.100465>
- Zegeye, A. F., Mekonen, E. G., Tekeba, B., Alemu, T. G., Ali, M. S., Gonete, A. T., Kassie, A. T., Workneh, B. S., Tamir, T. T., & Wassie, M. (2024b). Spatial distribution and determinants of measles vaccination dropout among under-five children in Ethiopia: A spatial and multilevel analysis of 2019 Ethiopian demographic and health survey. *PLOS ONE*, 19(7), e0305393. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0305393>

APÊNDICE

Apêndice A: Estimativas dos modelos de regressão logística multinível sem pesos amostrais

Tabela A1. Estimativas do modelo de regressão logística multinível ajustado sem qualquer peso do plano de amostragem.

Características	Estimativas dos Modelos Sem Pesos			
	Modelo I	Modelo II	Modelo III	Modelo IV
	AOR (IC95%)	AOR (IC95%)	AOR (IC95%)	AOR (IC95%)
Intercepto	0.26 (0.23, 0.3)	16.38 (4.93, 54.48)	0.13 (0.08, 0.22)	5.8 (1.45, 23.23)
Educação da Mãe				
Iletrada		1		1
Primário		1.04 (0.77, 1.4)		1.04 (0.77, 1.4)
Secundário / Superior		0.92 (0.61, 1.39)		1.04 (0.7, 1.57)
Ocupação da Mãe				
Desempregada		1		1
Empregada		0.76 (0.58, 1)		0.88 (0.66, 1.16)
Índice de Riqueza				
Mais Pobre		1		1
Pobre		0.96 (0.66, 1.39)*		0.92 (0.63, 1.32)
Médio		0.49 (0.33, 0.73)*		0.57 (0.38, 0.85)*
Rico		0.51 (0.33, 0.78)*		0.75 (0.48, 1.19)
Mais Rico		0.47 (0.28, 0.8)*		0.94 (0.52, 1.7)

Tabela A1. (continuação).

Características	Estimativas dos Modelos Sem Pesos			
	Modelo I	Modelo II	Modelo III	Modelo IV
	AOR (IC95%)	AOR (IC95%)	AOR (IC95%)	AOR (IC95%)
Religião				
Protestantes		1		1
Católica		1.96 (1.41, 2.72)*		1.11 (0.73, 1.69)
Islâmica		2.13 (1.51, 3)*		1.04 (0.64, 1.69)
Outras		1.58 (0.99, 2.53)		1.44 (0.9, 2.31)
Consultas Pré-Natais				
Nenhuma Visita		1		1
1 a 3		0.53 (0.29, 0.98)*		0.45 (0.24, 0.83)*
≥4		0.37 (0.2, 0.69)*		0.35 (0.19, 0.64)*
Local do Parto				
Em Casa / Outro		1		1
Institucional		0.81 (0.59, 1.1)		0.93 (0.69, 1.27)
Distância até a Unidade de Saúde				
Grande Problema		1		1
Não É Um Grande Problema		0.66 (0.5, 0.86)*		0.65 (0.49, 0.84)*
Posse do Cartão de Saúde				
Não		1		1
Sim, Visto		0.07 (0.05, 0.1)*		0.07 (0.05, 0.09)*
Sim, Não Visto		0.82 (0.43, 1.56)		0.83 (0.44, 1.56)
Número de Membros do Domicílio				
1 a 2		1		1
3 a 4		1.05 (0.38, 2.87)		1.22 (0.46, 3.27)
≥5		0.76 (0.28, 2.06)		0.85 (0.32, 2.25)

Tabela A1. (continuação).

Características	Estimativas dos Modelos Sem Pesos			
	Modelo I	Modelo II	Modelo III	Modelo IV
	AOR (IC95%)	AOR (IC95%)	AOR (IC95%)	AOR (IC95%)
Número de Crianças < 5 Anos				
0		1		1
1 a 2		0.49 (0.23, 1.02)		0.54 (0.26, 1.11)
≥3		0.65 (0.29, 1.46)		0.7 (0.32, 1.55)
Área de Residência				
Urbana			1	1
Rural			1.8 (1.4, 2.31)	1.9 (1.3, 2.77)*
Província				
Cidade de Maputo			1	1
Niassa			1.85 (1, 3.44)	1.24 (0.52, 2.97)
Cabo Delgado			2.45 (1.32, 4.54)*	3.42 (1.4, 8.33)*
Nampula			3.74 (2.03, 6.87)*	5.68 (2.4, 13.44)*
Zambézia			2.9 (1.48, 5.68)*	1.58 (0.63, 3.95)
Tete			1.57 (0.82, 3)	1.32 (0.58, 2.98)
Manica			0.82 (0.43, 1.58)	0.98 (0.43, 2.24)
Sofala			0.87 (0.45, 1.68)	1.43 (0.62, 3.26)
Inhambane			0.58 (0.28, 1.21)	0.93 (0.38, 2.28)
Gaza			0.92 (0.47, 1.81)	1.16 (0.5, 2.69)
Maputo			0.38 (0.17, 0.84)*	0.42 (0.16, 1.1)
Var do nível dos clusters	0.83 (1.78,3.33)	0.57 (0.31, 1.05)	0.34 (0.18, 0.62)	0.27 (0.1, 0.76)
ICC (%)	20	15	9	8
Log-Likelihood	-1523.54	-983.09	-1444.24	-948.34
AIC	3051.09	2010.18	2914.49	1962.69

*p-valor < 0.05

Apêndice B: Análise de sensibilidade

Tabela B1. Análise de sensibilidade - estimativas dos modelos de regressão logística multinível (modelo I) ajustados com diferentes pesos aproximados de nível.

	Coefficiente (Erro padrão) - Modelo Nulo						
	$\alpha = 0$	$\alpha = 0.1$	$\alpha = 0.25$	$\alpha = 0.50$	$\alpha = 0.75$	$\alpha = 0.9$	$\alpha = 1$
Intercepto	-1.51 (0.11)	-1.52 (0.11)	-1.52 (0.11)	-1.52 (0.11)	-1.51 (0.11)	-1.5 (0.12)	-1.49 (0.12)
Var do nível dos clusters	4.93 (0.73)	4.97 (0.74)	5 (0.77)	4.99 (0.8)	4.89 (0.82)	4.78 (0.82)	4.7 (0.82)
ICC	0.6 (0.04)	0.6 (0.04)	0.6 (0.04)	0.6 (0.04)	0.6 (0.04)	0.59 (0.04)	0.59 (0.04)

Tabela B2. Análise de sensibilidade - estimativas dos modelos de regressão logística multinível (modelo IV) ajustados com diferentes pesos aproximados de nível.

Características	Coefficiente (Erro padrão) - Modelo IV						
	$\alpha = 0$	$\alpha = 0.1$	$\alpha = 0.25$	$\alpha = 0.50$	$\alpha = 0.75$	$\alpha = 0.9$	$\alpha = 1$
Intercepto	1.09 (1.39)	1.09 (1.39)	1.09 (1.39)	1.1 (1.39)	1.13 (1.38)	1.15 (0.87)	1.16 (1.37)
Educação da Mãe							
Iletrada							
Primário	0.19 (0.26)	0.19 (0.26)	0.19 (0.26)	0.18 (0.26)	0.17 (0.26)	0.16 (0.26)	0.15 (0.26)
Secundário / Superior	-0.04 (0.4)	-0.04 (0.4)	-0.04 (0.4)	-0.04 (0.4)	-0.04 (0.4)	-0.04 (0.4)	-0.04 (0.39)
Ocupação da Mãe							
Desempregada							
Empregada	-0.16 (0.3)	-0.16 (0.3)	-0.16 (0.3)	-0.16 (0.3)	-0.15 (0.3)	-0.15 (0.3)	-0.15 (0.3)
Índice de Riqueza							
Mais Pobre							
Pobre	-0.06 (0.38)	-0.07 (0.38)	-0.07 (0.38)	-0.07 (0.38)	-0.07 (0.38)	-0.07 (0.38)	-0.07 (0.38)
Médio	-0.26 (0.41)	-0.26 (0.41)	-0.26 (0.41)	-0.26 (0.41)	-0.27 (0.41)	-0.27 (0.41)	-0.27 (0.41)
Rico	-0.02 (0.42)	-0.02 (0.42)	-0.02 (0.42)	-0.02 (0.42)	-0.02 (0.42)	-0.02 (0.42)	-0.02 (0.42)
Mais Rico	0.23 (0.58)	0.23 (0.58)	0.23 (0.58)	0.23 (0.58)	0.23 (0.58)	0.23 (0.58)	0.23 (0.58)
Religião							
Protestantes							
Católica	0.23 (0.43)	0.23 (0.43)	0.22 (0.43)	0.21 (0.43)	0.2 (0.43)	0.19 (0.43)	0.18 (0.42)
Islâmica	0.78 (0.48)	0.78 (0.48)	0.77 (0.47)	0.77 (0.47)	0.75 (0.47)	0.74 (0.47)	0.73 (0.47)
Outras	0.66 (0.4)	0.67 (0.4)	0.68 (0.4)	0.69 (0.4)	0.71 (0.4)	0.71 (0.39)	0.72 (0.39)
Consultas Pré-Natais							
Nenhuma Visita							
1 a 3	-0.95 (0.51)	-0.95 (0.51)	-0.95 (0.51)	-0.95 (0.51)	-0.96 (0.5)	-0.96 (0.5)	-0.96 (0.5)
≥ 4	-1.45 (0.49)	-1.45 (0.49)	-1.45 (0.49)	-1.45 (0.49)	-1.45 (0.49)	-1.45 (0.48)	-1.45 (0.48)

Tabela B2. (continuação)

Características	Coefficiente (Erro padrão) - Modelo IV						
	$\alpha = 0$	$\alpha = 0.1$	$\alpha = 0.25$	$\alpha = 0.50$	$\alpha = 0.75$	$\alpha = 0.9$	$\alpha = 1$
Local do Parto							
Em Casa / Outro							
Institucional	-0.12 (0.34)	-0.12 (0.34)	-0.12 (0.34)	-0.12 (0.34)	-0.13 (0.34)	-0.13 (0.34)	-0.13 (0.34)
Distância até a Unidade de Saúde							
Grande Problema							
Não É Um Grande Problema	-0.76 (0.28)	-0.76 (0.28)	-0.77 (0.28)	-0.77 (0.28)	-0.77 (0.28)	-0.77 (0.28)	-0.77 (0.28)
Posse do Cartão de Saúde							
Não							
Sim, Visto	-3.02 (0.32)	-3.02 (0.32)	-3.02 (0.32)	-3.01 (0.32)	-3 (0.32)	-2.99 (0.32)	-2.99 (0.32)
Sim, Não Visto	-0.34 (0.61)	-0.34 (0.61)	-0.34 (0.61)	-0.35 (0.61)	-0.36 (0.6)	-0.37 (0.6)	-0.37 (0.6)
Número de Membros do Domicílio							
1 a 2							
3 a 4	1.15 (0.85)	1.15 (0.85)	1.14 (0.85)	1.12 (0.86)	1.1 (0.85)	1.09 (0.85)	1.08 (0.85)
≥ 5	0.44 (0.87)	0.44 (0.87)	0.42 (0.87)	0.4 (0.87)	0.38 (0.87)	0.36 (0.87)	0.35 (0.86)
Número de Crianças < 5 Anos							
0							
1 a 2	-1.36 (0.53)	-1.36 (0.53)	-1.36 (0.54)	-1.36 (0.54)	-1.35 (0.54)	-1.34 (0.54)	-1.33 (0.54)
≥ 3	-0.97 (0.62)	-0.97 (0.62)	-0.96 (0.62)	-0.96 (0.62)	-0.95 (0.62)	-0.94 (0.62)	-0.93 (0.62)
Área de Residência							
Urbana							
Rural	0.89 (0.35)	0.88 (0.35)	0.87 (0.35)	0.85 (0.35)	0.83 (0.35)	0.81 (0.35)	0.8 (0.35)

Tabela B2. (continuação)

Características	Coefficiente (Erro padrão) - Modelo IV						
	$\alpha = 0$	$\alpha = 0.1$	$\alpha = 0.25$	$\alpha = 0.50$	$\alpha = 0.75$	$\alpha = 0.9$	$\alpha = 1$
Província							
Cidade de Maputo							
Niassa	0.3 (0.72)	0.32 (0.71)	0.35 (0.71)	0.4 (0.7)	0.44 (0.69)	0.46 (0.69)	0.47 (0.68)
Cabo Delgado	1.56 (0.74)	1.58 (0.74)	1.6 (0.74)	1.63 (0.74)	1.65 (0.74)	1.66 (0.74)	1.66 (0.74)
Nampula	2.07 (0.69)	2.09 (0.69)	2.13 (0.69)	2.18 (0.69)	2.22 (0.68)	2.23 (0.68)	2.24 (0.68)
Zambézia	1.36 (0.75)	1.38 (0.75)	1.41 (0.75)	1.43 (0.76)	1.44 (0.76)	1.44 (0.76)	1.43 (0.76)
Tete	0.43 (0.64)	0.45 (0.64)	0.47 (0.64)	0.52 (0.63)	0.56 (0.63)	0.6 (0.63)	0.62 (0.63)
Manica	0.13 (0.64)	0.14 (0.64)	0.15 (0.64)	0.17 (0.64)	0.18 (0.64)	0.18 (0.64)	0.19 (0.63)
Sofala	0.35 (0.63)	0.34 (0.63)	0.32 (0.63)	0.28 (0.63)	0.24 (0.63)	0.22 (0.62)	0.2 (0.62)
Inhambane	-0.16 (0.68)	-0.15 (0.68)	-0.12 (0.67)	-0.07 (0.67)	-0.03 (0.67)	0 (0.67)	0.02 (0.66)
Gaza	0.29 (0.64)	0.3 (0.63)	0.32 (0.63)	0.35 (0.63)	0.38 (0.62)	0.4 (0.62)	0.4 (0.61)
Maputo	-1.34 (0.67)	-1.32 (0.67)	-1.28 (0.67)	-1.21 (0.67)	-1.12 (0.67)	-1.06 (0.67)	-1.02 (0.67)
Var do nível dos clusters	4.52 (0.86)	4.54 (0.87)	4.53 (0.88)	4.46 (0.89)	4.31 (0.88)	4.17 (0.87)	4.07 (0.86)
ICC	0.60 (0.04)	0.58 (0.05)	0.58 (0.05)	0.58 (0.05)	0.57 (0.05)	0.56 (0.05)	0.55 (0.05)

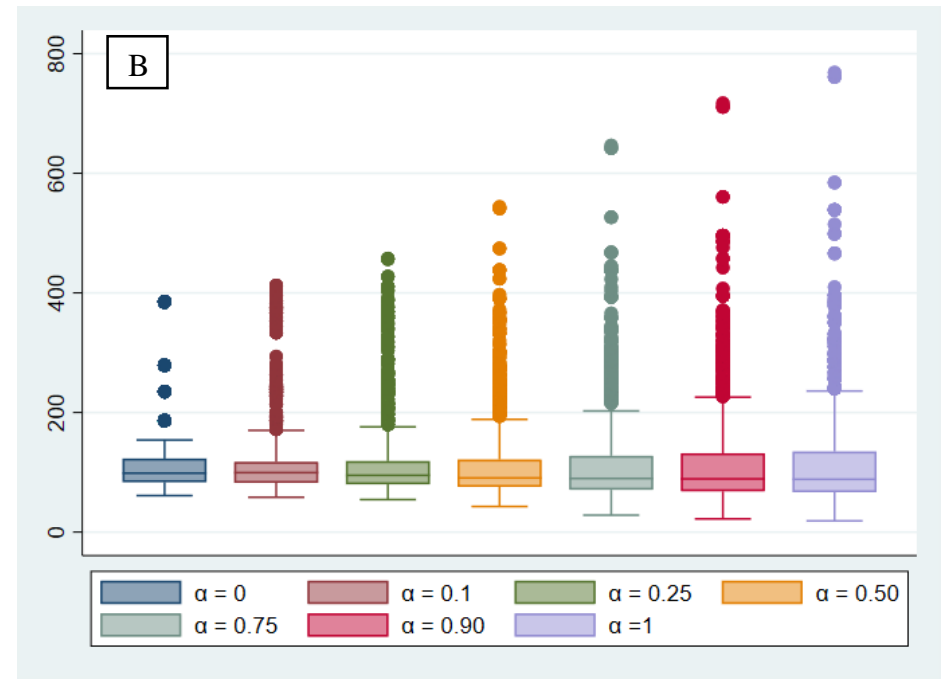
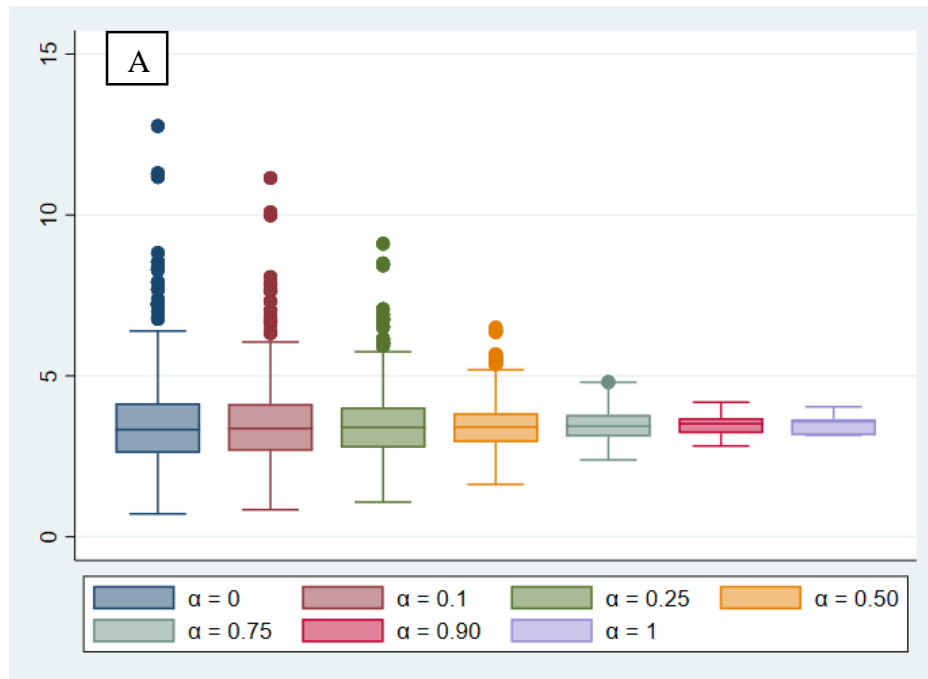


Figura B1. Boxplots dos pesos amostrais aproximados com base em diferentes valores de α . A – Pesos aproximados do nível 1; B – Pesos aproximados do nível 2.

Anexo A: Aprovação ética ao nível do INS



INSTITUTO NACIONAL DE SAÚDE
COMITÉ INSTITUCIONAL DE ÉTICA
(CIE-INS)

Exma. Senhora
Dra. Esperança Guimarães

Nossa Ref.: 013 /CIE-INS/2025

Data: 07 de Fevereiro de 2025

Assunto: Aprovação ética do protocolo de pesquisa intitulado *“Level and trend of zero-dose children and timeliness of childhood vaccinations in Mozambique: evidence of five national community surveys and health information system for monitoring and evaluation-SIS-MA – Bring-Data”*.

O Comité Institucional de Ética do Instituto Nacional de Saúde (CIE-INS), avaliou o protocolo com o título acima enunciado e sobre o mesmo não constatou nenhum aspecto ético que impeça a realização do estudo, pelo que concede a aprovação ética válida por um ano, ao seguinte documento:

- Protocolo de estudo, versão 1.1 de 21 de Janeiro de 2025.

Todavia, o CIE-INS recomenda o seguinte:

1. A submissão de documentação para renovação da aprovação ética, se eventualmente o estudo prolongar-se. A referida submissão deverá ser feita ao CIE-INS, 90 (noventa) dias antes do fim da validade da presente aprovação;
2. O CIE-INS faz notar que a aprovação ética não substitui a aprovação administrativa;
3. Adicionalmente, solicita aos investigadores que mantenham o Comité de Ética informado sobre os progressos da investigação. Conforme o regulamento deste Comité, os membros do mesmo poderão realizar visitas de monitoria da pesquisa, sempre que tal se mostrar necessário, sem necessidade de aviso prévio aos investigadores.

Sem mais assunto de momento, queira aceitar as nossas cordiais saudações.


Oivaldo Blameca, DVM, PhD
(Vice-presidente do CIE-INS)



Anexo B: Aprovação ética ao nível do MISAU



REPÚBLICA DE MOÇAMBIQUE
MINISTÉRIO DA SAÚDE
COMITÉ NACIONAL DE BIOÉTICA PARA A SAÚDE
IRB00002657

Exmo Senhor
Dr. Elísio Masive
INE

Ref:820/CNBS/21

Data 22 de Dezembro de 2021

Assunto: Aprovação do Comité Nacional de Bioética para Saúde (CNBS) referente ao protocolo de estudo intitulado: *"Inquérito Demográfico e de Saúde 2021-2022"*

O Comité Nacional de Bioética para Saúde (CNBS) analisou as correcções efectuadas no protocolo de estudo intitulado: *"Inquérito Demográfico e de Saúde 2021-2022"*

Registado no CNBS com o número 78/CNBS/2021, conforme os requisitos da Declaração de Helsínquia.

Não havendo nenhum inconveniente de ordem ética que impeça a realização do estudo, o CNBS dá a devida aprovação aos seguintes documentos:

- Protocolo de estudo, *versão 3 de 2 de Novembro de 2021 e seus anexos;*
- Consentimentos Informados;
- Instrumentos de recolha de dados;
- Acordo de Partilha de Dados.

Todavia, o CNBS informa que:

- 1- Qualquer alteração a ser introduzida no protocolo, incluindo os seus anexos deve ser submetida ao CNBS para aprovação.
- 2- A presente aprovação não substitui a autorização administrativa.
- 3- Não houve declaração de conflitos de interesse por nenhum dos membros do CNBS.
- 4- A aprovação terá a validade de um ano, terminando esta a 22 de Dezembro de 2022. Os investigadores deverão submeter o pedido de renovação da aprovação um mês antes de terminar o prazo.
- 5- Recomenda-se aos investigadores que mantenham o CNBS informado do decurso do estudo.
- 6- A lista actualizada dos membros do CNBS esta disponível na secretaria do Comité,

Sem mais do momento, queiram aceitar as nossas mais saudações.

A Vossa Presidente do CNBS

Doutora Esperança Sérgio

