



Faculdade de Ciências

Departamento de Física

Dissertação de Mestrado em Gestão de Riscos de Desastres e Adaptação às Mudanças
Climáticas

**USO DA PREVISÃO CLIMÁTICA SAZONAL SARCOF PARA AVALIAÇÃO DO
RISCO DE OCORRÊNCIA DE CASOS DE MALÁRIA PARA 2020-2021 EM
MOÇAMBIQUE**

Eunísio Arnaldo Carlos Augusto

Maputo, Janeiro de 2025



Faculdade de Ciências

Departamento de Física

Dissertação de Mestrado em Gestão de Riscos de Desastres e Adaptação às Mudanças
Climáticas

**USO DA PREVISÃO CLIMÁTICA SAZONAL SARCOF PARA AVALIAÇÃO DO
RISCO DE OCORRÊNCIA DE CASOS DE MALÁRIA PARA 2020-2021 EM
MOÇAMBIQUE**

Autor: Eunísio Arnaldo Carlos Augusto

Supervisor: Professor Doutor Agostinho Vilanculos

Maputo, Janeiro de 2025

DECLARAÇÃO DE ORIGINALIDADE

Declaro que esta dissertação nunca foi apresentada para obtenção de qualquer grau ou num outro âmbito e que ele constitui o resultado do meu labor individual. Esta dissertação é apresentada em cumprimento parcial dos requisitos para obtenção do grau de Mestrado em Gestão do Riscos de Desastres e Adaptação às Mudanças Climáticas, da Universidade Eduardo Mondlane.

O Mestrando

(Eunísio Arnaldo Carlos Augusto)

A dissertação foi submetida à avaliação e aprovada pelo júri que teve como presidente o Professor Doutor Alberto Mavume; Arguente: Professor Doutor Atanasio Manhique; e Supervisor Professor Doutor Agostinho Vilanculos.

O Presidente do Júri

(Professor Doutor Alberto Mavume)

O Supervisor

O Arguente

(Professor Doutor Agostinho Vilanculos)

(Professor Doutor Atanasio Manhique)

Maputo, Janeiro de 2025

DEDICATÓRIA

"Dedico essa dissertação de mestrado à Deus, essa força maior, que me guia e ilumina meus pensamentos para que eu desenvolva minha luz. Também dedico este trabalho á minha família em especial aos meus pais, Olga Leonor Carlos Langa e Arnaldo Albino Munguambe, pelo carinho, amor e apoio que tem dado para continuar com os meus estudos, á minha companheira que está sempre comigo me incentivando a ser alguém melhor, com muito apoio, motivação, puxão de orelha e muito amor, e dedico também ao meu filho querido Adriel, que este seja um exemplo de caminho a seguir. Dedico a vocês pois sem vocês este trabalho e muitos dos meus sonhos não se realizariam".

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar, elevo os meus mais sinceros agradecimentos a Deus, Todo-Poderoso, Senhor onnipotente, pela dádiva da vida, pela saúde, pela força e pela energia que me permitiram chegar até este momento tão significativo. Foi pela Sua graça que pude superar desafios e alcançar esta importante conquista.

À minha família, especialmente aos meus pais, expresso a minha mais profunda gratidão. Mesmo perante inúmeras dificuldades, nunca deixaram de acreditar em mim, sempre estendendo a sua mão amiga e oferecendo o carinho necessário para que esta caminhada fosse repleta de esperança e culminasse num grande sucesso. O vosso amor incondicional e apoio constante foram fundamentais para que eu pudesse prosseguir e alcançar este objectivo.

Aos meus irmãos, que sempre estiveram ao meu lado, e, em especial, à minha querida e amorosa namorada, agradeço pelo apoio inestimável que me deram ao longo deste percurso. As vossas palavras de incentivo, o vosso interesse genuíno pelos meus avanços e o vosso desejo constante de ver-me triunfar foram fontes de força e motivação para que eu persistisse mesmo nos momentos mais desafiadores. O vosso apoio foi essencial para que este sonho se tornasse realidade e, por isso, desejo que possam encontrar em mim um exemplo a seguir.

Ao Professor Doutor Agostinho C. F. Vilanculos, manifesto o meu mais sincero reconhecimento e gratidão. A sua paciência, orientação e disponibilidade incansável foram determinantes para o sucesso deste trabalho.

Aos amigos e colegas de percurso, que partilharam comigo momentos de aprendizagem, discussões enriquecedoras e inúmeras trocas de experiências, deixo um agradecimento especial. A vossa presença foi determinante para que eu pudesse evoluir, superar dificuldades e crescer tanto a nível académico como pessoal.

Aos docentes que contribuíram para a minha formação académica, agradeço profundamente pela partilha de conhecimentos e pelas ferramentas que me transmitiram. As vossas orientações permitiram-me compreender melhor os problemas da sociedade e procurar soluções sustentáveis, com vista a gerar benefícios reais para as comunidades.

A todos os que, de forma directa ou indirecta, estiveram ao meu lado e contribuíram para que esta caminhada fosse possível, o meu mais sincero agradecimento. Esta conquista é também vossa.

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

Abreviatura ou Sigla	Descrição
AHP	Processo de Análise Hierárquica
AMC	Análise Multicritério
AOGCM	<i>Atmosphere–Ocean General Circulation Models</i>
AR4	<i>IPCC Fourth Assessment Report</i>
BATS	<i>Biosphere-Atmosphere Transfer Scheme</i>
BEOH	<i>Bureau of Environmental and Occupational Health</i>
CFSv2	<i>Climate Forecast System version 2</i>
CMIP5	<i>Coupled Model Intercomparison Project Phase 5</i>
CPC	Centro de Previsão Climática
CPTEC	Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos
CSC	Centro de Serviços Climáticos
DEET	Dietiltoluamida
DJF	Dezembro-Janeiro-Fevereiro
DNGRH	Direcção Nacional de Gestão de Recursos Hídricos
ECMWF	<i>European Centre For Medium Range Weather Forecast</i>
ENOS	El Niño- Oscilação Sul
ESM	<i>Earth System Models</i>
FIT	<i>Forecast Interpretation Toolkit</i>
GFDL	<i>Geophysical Fluid Dynamics Laboratory</i>
INAM	Instituto Nacional de Meteorologia
INGD	Instituto Nacional de Gestão de Desastres
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
IPCC	<i>Intergovernmental Panel on Climate Change</i>

JFM	Janeiro, Fevereiro e Março
JJA	Junho-Julho-Agosto
Km	Quilômetro
Km ²	Quilômetro Quadrado
MCGA	Modelos de Circulação Geral da Atmosfera
MCR	Modelos Climáticos Regionais
MICOA	Ministério para Coordenação da Ação Ambiental
MISAU	Ministério da Saúde
NCAR	<i>National Center For Atmospheric Research</i>
NCEP	<i>National Centers for Environmental Prediction</i>
NMHSs	<i>National Meteorological and Hydrological Services</i>
NOAA	<i>National Oceanic and Atmospheric Administration</i>
OMM	Organização Meteorológica Mundial
OMS	Organização Mundial da Saúde
OND	Outubro, Novembro e Dezembro
<i>pdf</i>	<i>Probability Density Function</i>
PIDOM	Cobertura da Pulverização Intradomiciliar
PNCM	Programa Nacional de Controlo da Malária
RCOFs	<i>Regional Climate Outlook Forums</i>
RegCM	<i>Regional Climate Model System</i>
SADC	<i>Southern African Development Community</i>
TSM	Temperatura da Superfície do Mar
UEM	Universidade Eduardo Mondlane
USAID	<i>United States Agency for International Development</i>
USGS	<i>United States Geological Survey</i>
WICCI	<i>Wisconsin Initiative On Climate Change Impacts</i>

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1. Previsão climática sazonal da TSM global do Modelo de sistema de previsão acoplado (NCEP CFS.v2) para os meses de Janeiro-Feveireiro-Março de 2023. A cor azul mostra as anomalias negativas e a cor vermelha as anomalias positivas, significando, respectivamente, arrefecimento e aquecimento da TSM.	6
Figura 2.2. Distribuição espacial dos diferentes RCOFs no mundo.	7
Figura 2.3. Exemplo de produto de previsão climática sazonal regional disponíveis no Portal SADC.INT/OUTLOOK/JFM, representando para Janeiro-Feveireiro-Março de 2014.	8
Figura 2.4. Exemplo de produto de previsão de domínio MCR incorporado em uma grelha MCG.	15
Figura 2.5. Relação entre Clima e os Possíveis Impactos na Saúde.	23
Figura 2.6. Descrição de alguns impactos das mudanças climáticas na saúde.	24
Figura 2.7. Classificação dos países por fase de eliminação do paludismo.....	27
Figura 2.8. Ciclo de vida do Plasmodio causador da malária.	28
Figura 2.9. Fluxograma da metodologia de predição de casos de Malária.....	35
Figura 3.1. Localização Geográfica de Moçambique.	39
Figura 3.2. Distribuição da tipologia do clima em Moçambique baseada no sistema de classificação climática de Köppen-Geiger.	40
Figura 3.3. Distribuição da precipitação (a) e Distribuição da Temperatura (b).	41
Figura 3.4. Distribuição temporal da precipitação e temperatura por Províncias de Moçambique.	43
Figura 3.5. Disposição do relevo em Moçambique.	44
Figura 3.6. Distribuição da vegetação em Moçambique.	45
Figura 3.7. Representação espacial dos principais rios e lagos.	47
Figura 3.8. Distribuição espacial da tipologia dos solos.....	49
Figura 3.9. Prevalência da malária por províncias de Moçambique em 2011.....	50
Figura 3.10. Distribuição da rede Sanitária por nível em Moçambique.	51

Figura 3.11. Distribuição espacial da rede Sanitária.	52
Figura 3.12. Valas de drenagem num estado deplorável no bairro da Mafalala em Maputo (A); Vala de drenagem precária na Beira (B) e condições de saneamento degradadas em Nampula (C).....	53
Figura 4.1. Fluxograma da estrutura geral da metodologia para a realização do trabalho.	54
Figura 4.2. Representação da distribuição Gama usada no <i>Forecast Interpretation Toolkit</i>	61
Figura 4.3. Sistematização simplificada do processamento de dados usando a análise de multicritérios no ArcMap.....	68
Figura 5.1. Representação geoespacial da previsão climática sazonal para Moçambique no período 2020-2021: (a) Previsão de precipitação para OND 2020; (b) Previsão de precipitação para meses de JFM 2021.	69
Figura 5.2. Curvas de regressão entre a probabilidade de precipitação estimada pelo FIT e os casos de malária na província da Cidade de Maputo, no período de 2010 a 2020 , nos meses de JFM e OND.	70
Figura 5.3. Curvas de regressão entre a probabilidade de precipitação estimada pelo FIT e os casos de malária para a província de Manica, entre os anos de 2010 a 2020, nos meses de JFM e OND.	71
Figura 5.4. Curvas de regressão entre a probabilidade de precipitação estimada pelo FIT e os casos de malária para a província de Nampula, nos meses de JFM, entre os anos de 2010 a 2020.....	73
Figura 5.5. Curvas de regressão entre a probabilidade de precipitação estimada pelo FIT e os casos de malária para a província de Nampula, nos meses de OND, entre os anos de 2010 a 2020.....	74
Figura 5.6. Representação espacial das variáveis ambientais e climáticas classificadas de acordo com o seu nível de influência no risco de ocorrência de malária: (a) Temperatura; (b) Cobertura Vegetal; (c) Capacidade de Retenção de Água; (d) Previsão de Precipitação para o período OND de 2020; (e) Previsão de Precipitação para o período JFM de 2021.	76

Figura 5.7. Mapa de risco de ocorrência de malária em Moçambique resultante da análise multicritério: (a) Mapa de risco para o período de OND de 2020; (b) Mapa de risco para o período de JFM de 2021.	77
Figura 5.8. Resumo das correlações lineares de Pearson entre variáveis climáticas e a incidência de malária na província de Manica, no período de 2010 a 2020, durante os meses de outubro a março (OND e JFM).	79
Figura 5.9. Resumo das correlações lineares de Pearson entre variáveis climáticas e a incidência de malária na província da Cidade de Maputo, no período de 2010 a 2020, durante os meses de outubro a março (OND e JFM).	80
Figura 5.10. um das correlações lineares de Pearson entre variáveis climáticas e a incidência de malária na província da Cidade de Nampula, no período de 2010 a 2020, durante os meses de outubro a março (OND e JFM).	81
Anexo 1. Previsão climática sazonal regional disponíveis no Portal SADC OND de 2020.	109
Anexo 2. Previsão climática sazonal regional disponíveis no Portal SADC JFM de 2021.	110

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1. Representação esquemática das etapas envolvidas nas previsões climáticas. .8	8
Tabela 2.2. Diferenças entre modelos climáticos dinâmicos e estatísticos..... 11	11
Tabela 2.3. Principais doenças transmitidas e causadas por vectores, segundo classe, ordem, família e gênero.26	26
Tabela 2.4. Alguns mecanismos de prevenção a malária.31	31
Tabela 3.1. Tipologia de solos em Moçambique.48	48
Tabela 4.1. Variável precipitação suas respectivas notas e nível de significância.64	64
Tabela 4.2. Variável Temperatura suas respectivas notas e nível de significância.65	65
Tabela 4.3. Variável vegetação suas respectivas notas e nível de significância.65	65
Tabela 4.4. Variável de capacidade de retenção de água suas respectivas notas e nível de significância.66	66
Tabela 4.5. Variáveis e seus respectivos níveis de significância.68	68
Apêndice 1. Correlações de Pearson entre variáveis climáticas e a incidência de malária em Manica, período de 2010 a 2020, durante os meses de outubro a março (OND e JFM). 104	104
Apêndice 2. Correlações de Pearson entre variáveis climáticas e a incidência de malária em Cidade de Maputo, período de 2010 a 2020, durante os meses de outubro a março (OND e JFM). 106	106
Apêndice 3. Correlações de Pearson entre variáveis climáticas e a incidência de malária em Nampula, período de 2010 a 2020, durante os meses de outubro a março (OND e JFM). 107	107
Anexo 1. Descrição das zonas e suas probabilidades para OND. 109	109
Anexo 2. Descrição das zonas e suas probabilidades para JFM..... 110	110

LISTA DE EQUAÇÕES

Equação 2.1. Erro médio ou desvio médio (bias)	18
Equação 2.2. Coeficiente de correlação de Pearson	18
Equação 2.3. Fórmula min-max, método de Sajikumar, Thandaveswara e Leung.....	20
Equação 2.4. Normalização posterior ao intervalo $[-1,1]$	20
Equação 2.5. Precipitação total normalizada no intervalo $[-1, 1]$	20
Equação 2.6. Combinação linear ponderada (Weighted Linear Combination - WLC).	37
Equação 4.1. Ajustamento do valor intermédio	61
Equação 4.2. Parâmetro de forma, representado por alfa	61
Equação 4.3. Estimador de parâmetro de escala, beta	61
Equação 4.4. Entrada para o <i>pdf</i> para o Gama	62
Equação 4.5. Probabilidade cumulativa.....	62
Equação 4.6. Probabilidade real de precipitação ser menor ou igual ao total de Precipitação observado	63

RESUMO

A malária é uma doença infecciosa causada por protozoários do género *Plasmodium*, responsável por elevada morbimortalidade, especialmente em Moçambique. A doença afecta, de forma desproporcional, populações de baixa renda devido ao limitado acesso a tratamentos eficazes, à falta de saneamento adequado e à ausência de medidas preventivas eficazes. Esta dissertação procura desenvolver uma perspectiva voltada para a análise dos condicionantes naturais da ocorrência da doença, particularmente no que se refere ao clima (variabilidade da temperatura e precipitação) e uma avaliação voltada para os condicionantes ambientais que concorrem para a incidência da doença no país. Através da análise da previsão climática sazonal para a época de 2020-2021, foi possível representar a probabilidade de ocorrência da malária nesse período. Essa representação permitiu identificar áreas com maior risco, associadas a condições climáticas favoráveis à proliferação do vector da doença. Utilizando a ferramenta *Forecast Interpretation Toolkit*, foi possível obter a probabilidade de precipitação para os períodos de outubro-novembro-dezembro (OND) de 2020 e janeiro-fevereiro-março (JFM) de 2021. Com o apoio do ArcMap, foi realizada uma Análise Multicritérios, também conhecida como análise hierárquica de pesos, amplamente utilizada no geoprocessamento para integrar diversas variáveis. Nesse processo, foram consideradas as variáveis de vegetação, capacidade de retenção de água, probabilidade de precipitação e temperatura média anual, permitindo assim uma análise espacial mais precisa e fundamentada. Este trabalho também incluiu a análise da correlação entre a ocorrência de casos de malária e variáveis climáticas, como temperatura mínima, temperatura máxima, precipitação e humidade relativa, abrangendo o período de 2010 a 2020. O objectivo foi avaliar a relação existente entre a variação climática e a incidência da doença. Observamos que a incidência da malária é influenciada por uma combinação de factores climáticos, como temperatura, humidade relativa e precipitação, juntamente com determinantes naturais e condicionantes sociais, que desempenham um papel importante na propagação da doença. Procederam-se as correlações por intermédio de métodos quantitativos, no qual se estabeleceram os cálculos de correlação através da estimação do coeficiente de Pearson. De uma maneira geral, em algumas províncias os resultados demonstraram que a precipitação tem uma influência imediata no aumento de casos de malária - sazonal e anual, ao passo que a temperatura é favorável ao longo de todo o ano.

Palavras-chave: Malária, Moçambique, FIT, Previsão Climática Sazonal, ArcMap.

ABSTRACT

Malaria is an infectious disease caused by protozoa of the *Plasmodium* genus, responsible for high morbidity and mortality rates, particularly in Mozambique. The disease disproportionately affects low-income populations due to limited access to effective treatments, lack of adequate sanitation, and the absence of effective preventive measures. This dissertation aims to develop a perspective focused on analyzing the natural determinants of the disease's occurrence, particularly regarding climate (temperature variability and precipitation), and to assess the environmental factors that contribute to the incidence of the disease in the country. Through the analysis of seasonal climate forecasts for the 2020-2021 period, it was possible to represent the probability of malaria occurrence during this timeframe. This representation enabled the identification of areas at higher risk, associated with climatic conditions favorable to the proliferation of the disease vector. Using the *Forecast Interpretation Toolkit*, it was possible to obtain precipitation probability data for the October-November-December 2020 and January-February-March 2021 periods. With the support of ArcMap, a Multi-Criteria Analysis was conducted, also known as a weighted hierarchical analysis, widely used in geoprocessing to integrate various variables. In this process, the variables considered were vegetation, water retention capacity, precipitation probability, and annual average temperature, thus enabling a more precise and well-founded spatial analysis. This study also included an analysis of the correlation between malaria cases and climatic variables such as minimum temperature, maximum temperature, precipitation, and relative humidity, covering the period from 2010 to 2020. The objective was to evaluate the relationship between climate variation and the incidence of the disease. The results indicated that malaria incidence is influenced by a combination of climatic factors such as temperature, relative humidity, and precipitation, along with natural determinants and social conditions, which play a significant role in the spread of the disease. Correlations were established through quantitative methods, specifically using Pearson's correlation coefficient estimation. Overall, in some provinces, the results demonstrated that precipitation has an immediate influence on the increase in malaria cases — both seasonally and annually — while temperature remains a favorable factor throughout the year.

Keywords: Malária, Mozambique, FIT, Climate Seasonal forecast, ArcMap.

ÍNDICE

DECLARAÇÃO DE ORIGINALIDADE	I
DEDICATÓRIA	II
AGRADECIMENTOS	III
LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS.....	IV
LISTA DE FIGURAS.....	VI
LISTA DE TABELAS.....	IX
LISTA DE EQUAÇÕES.....	X
RESUMO.....	XI
ABSTRACT.....	XII
1. INTRODUÇÃO	1
1.1. Problema de Pesquisa.....	2
1.2. Justificativa.....	2
1.3. Contribuição	3
1.4. Hipóteses	3
1.5. Objectivos.....	4
1.5.1. Objectivo Geral.....	4
1.5.2. Objectivos Específicos.....	4
1.6. Estrutura do Trabalho.....	4
2. REVISÃO DE LITERATURA.....	5
2.1. Previsão Climática Sazonal em Contexto	5
2.1.1. Fases da Previsão Climática.....	8
2.1.2. Factores que Influenciam a Previsão Climática Sazonal	9
2.1.3. Tipos de Modelos Climáticos	10
2.2. Modelagem Climática	12
2.2.1. Modelos Climáticos Globais e Regionais	13
2.2.2. Limitações do Aprimoramento de Modelos	15

2.2.3.	Modelos de Previsão Climática	16
2.3.	Clima e Saúde.....	22
2.3.1.	Mudanças climáticas e os Impactos na Saúde	23
2.3.2.	Doença Tropical.....	24
2.4.	Malária	27
2.4.1.	Factores que Influenciam a Prevalência da Malária	29
2.4.2.	Variabilidade Climática e Malária	30
2.4.3.	Prevenção a Malária.....	31
2.4.4.	Identificação de Áreas em Risco de Epidemia	31
2.4.5.	Monitoramento e Vigilância de Epidemias.....	32
2.5.	Predição da Ocorrência de Casos Malária.....	34
2.5.1.	Risco de Ocorrência de Casos de Malária em Moçambique	35
2.6.	Análise Multicritério e Análise Hierárquica	36
2.6.1.	Processo de Análise Hierárquica (AHP).....	38
2.6.2.	Integração de AMC e AHP em SIG.....	38
2.6.3.	Aplicações Práticas	38
3.	ÁREA DE ESTUDO	39
3.1.	Localização Geográfica.....	39
3.2.	Características Climáticas	39
a)	Distribuição Espacial da Temperatura e Precipitação	41
b)	Distribuição Temporal da Temperatura e Precipitação	42
3.3.	Características Fisiológicas	44
3.3.1.	Relevo	44
3.3.2.	Vegetação.....	45
3.3.3.	Hidrologia	46
3.3.4.	Tipologia do Solo.....	48
3.4.	Áreas de Maior Incidência de Malária	49
3.5.	Redes Sanitárias	51

3.6. Saneamento do Meio	52
4. MATERIAIS E MÉTODOS	54
4.1. Selecção do Modelo	55
4.2. Materiais.....	56
4.3. Colecta de dados.....	56
4.4. Análise de Dados.....	59
4.4.1. Precipitação.....	60
4.4.2. Temperatura	64
4.4.3. Vegetação.....	65
4.4.4. Capacidade de Retenção Água.....	65
4.4.5. Ocorrência de Casos de Malária	66
4.5. Cálculo do Risco de Ocorrência de Casos Malária	67
5. RESULTADOS E DISCUSSÃO	69
5.1. Resultados	69
5.1.1. Previsão de Precipitação no FIT	69
5.1.2. Risco de Ocorrência de Casos de Malária	75
5.1.3. Análise da Relação entre Variáveis Climáticas e a Incidência de Malária.....	78
5.2. Discussão.....	81
6. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES	84
6.1. Conclusão	84
6.2. Recomendações.....	86
6.3. Limitações do Estudo	87
7. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	88
APÊNDICES.....	104
ANEXOS	109

1. INTRODUÇÃO

Ao longo do globo terrestre, a distribuição e ocorrência do agente da malária estão circunscritas às regiões tropicais e subtropicais húmidas do mundo como consequência das condições climáticas favoráveis para o desenvolvimento do vector. Tratando-se de uma enfermidade que preocupa a sociedade, os aspectos relacionados com o desenvolvimento de estudos e pesquisas para o seu conhecimento e entendimento, são importantes para a criação de políticas públicas voltadas para o controlo da doença (Colher, 2019).

Estudos realizados por MISAU (2006), Colher (2019) mostram que a malária é endémica em Moçambique, representando 45 % de todos os casos observados nas consultas externas e aproximadamente 56 % de internamentos nas enfermarias de pediatria, onde a prevalência da malária em crianças de seis a 59 meses é de 35,1 %, sendo as províncias da Zambézia e Nampula aquelas com as mais elevadas prevalências (55,2 % e 42,2 %) e Maputo Cidade e Maputo Província, as mais baixas (2,5 % e 4,8 %). Vários factores contribuem para essa endemicidade, desde as condições climáticas e ambientais – como temperaturas e padrões de Precipitações favoráveis – até locais propícios para a reprodução do vector, situação socioeconómica das populações relacionadas com a pobreza, habitações inapropriadas e acesso limitado aos meios de prevenção.

Na área de meteorologia, o Fórum Regional de Antevisão Climática da África Austral (SARCOF) é uma actividade rotineira geralmente realizada em agosto de cada ano, com o objectivo de fortalecer a cadeia de valor dos serviços climáticos através da construção de capacidade dos tomadores de decisão em todos os níveis para tornar eficaz o uso de informações e serviços climáticos. A existência de dados climáticos gerados no âmbito do SARCOF constitui uma oportunidade para a modelar e prever de forma probabilística o impacto do clima na saúde.

Contudo, tendo em conta que a malária é uma doença sensível ao clima, cuja distribuição regional, global e a sua sazonalidade estão intimamente ligadas à variabilidade da temperatura e precipitação, humidade, as condições socioeconómicas e a política pública, o trabalho faz uma análise das séries climáticas e estabelece a sua correlação com os casos registados da doença, na escala mensal e anual, buscando identificar os factores que condicionam a sua incidência.

Segundo Mabunda (2006), quando se trata do clima e saúde, sobretudo na vertente do mesmo ser considerado a causa de algumas doenças tropicais, não se deve justificar este acontecimento com bases nas questões climáticas, todavia, não se deve de alguma forma inferiorizar a sua influência na sua manifestação, pois apesar da sua relação com a malária, por exemplo, ser complexa, a ocorrência desta enfermidade está associada ao clima. A malária constitui um dos principais problemas de saúde pública no país devido à existência de condições favoráveis para o desenvolvimento do vector responsável para a transmissão, pelos factores socioeconômicos (educação, pobreza e cultura) e políticos (programas de prevenção) que ditam as normas e meios de combate e prevenção da doença.

1.1. Problema de Pesquisa

A malária é endémica em Moçambique, quase metade dos casos observados nas consultas externas, e mais de metade dos de internamentos nas enfermarias de pediatria em Moçambique são relacionados com casos de malária. E a sua transmissão está associada à variabilidade da temperatura e precipitação, e a factores sociopolíticos, considerando que a ação do clima neste processo é extremamente complexa uma vez que o mesmo pode impactar tanto na transmissão da doença ao afectar o ciclo de vida do parasita, do mosquito, do portador humano, ou mesmo uma combinação dos três factores.

A deficiência nos sistemas de previsão e monitorização da sazonalidade para a prevenção da malária pode ser um dos factores que contribuem para o aumento de casos de malária em várias regiões do país devido à falta de precisão na alocação de recursos em locais não apropriados face à procura necessária em áreas mais propícias à ocorrência da doença.

1.2. Justificativa

O clima em Moçambique é tropical e húmido, com uma estação quente e húmida de outubro á março caracterizada por Precipitações, altas temperaturas e humidade relativa alta e uma outra estação seca e fresca de abril a setembro. A humidade relativa é elevada e varia entre 70 % a 80 %. As temperaturas médias variam entre 20 °C no Sul e 26 °C no Norte, sendo os valores mais elevados durante a época chuvosa. A grande extensão geográfica da área endémica e as condições climáticas contribuem no desenvolvimento dos transmissores e agentes causadores da malária, a transmissão é instável e geralmente focal, alcançando picos principalmente posteriores aos períodos chuvosos do ano.

Por esse motivo o estudo vem trazer através do acompanhamento da previsão climática sazonal em Moçambique, uma possível alternativa que pode auxiliar na monitoria dos

condicionantes ambientais (clima) podendo assim ser útil no controlo da endemicidade da malária, com a utilização de uma ferramenta que permite realizar uma previsão de precipitação sazonal, podendo através desta realizar o mapeamento das regiões que poderão ter uma probabilidade de aumento de casos de malária.

A princípio, a ideia de trabalhar com previsão da sazonalidade para o mapeamento de risco de ocorrência da malária deve se aos aspectos relacionados com os determinantes naturais (Clima) onde recorreremos a uma ferramenta para obter uma previsão climática, mas não excluímos os condicionantes sociais que contribuem a ocorrência da malária, ao facto da doença fazer parte dos problemas de saúde pública na África subsaariana, sobretudo em Moçambique, e de ser uma das principais causa de morte no país.

1.3. Contribuição

O presente estudo pode contribuir no suporte das decisões sobre os planos de combate a endemicidade da malária. Deste trabalho pretende-se obter as seguintes contribuições:

- Mapeamento das áreas com probabilidade de ocorrência de casos de malária na época em estudo;
- A previsão estatística da probabilidade ocorrência de casos de malária, esta previsão pode auxiliar na prontidão e na alocação de recursos adequados para o controlo da doença;
- Contribuição a comunidade académica com uma alternativa que visa auxiliar no combate á malária.

1.4. Hipóteses

Como hipóteses de trabalho consideram-se:

- H_1 : A ocorrência da malária está fortemente associada ao clima. A variabilidade do clima e as condições climáticas favoráveis tem favorecido a incidência da doença. A previsão climática sazonal permitirá identificar as possíveis regiões com probabilidade de ocorrência de casos de malária;
- H_0 : A ocorrência da malária não esta associada ao clima. A previsão climática sazonal não permite realizar um mapeamento de áreas de riscos de ocorrência de casos de malária em Moçambique.

1.5. Objectivos

1.5.1. Objectivo Geral

Aplicar a previsão climática sazonal da SARCOF para avaliação do risco de ocorrência de casos de malária para 2020-2021 em Moçambique.

1.5.2. Objectivos Específicos

- a) Analisar a correlação e construir um modelo numérico para relacionar o aumento de casos de malária com as variações de sazonais;
- b) Avaliar a aplicação da previsão climática sazonal da SARCOF na previsão de risco de ocorrência da malária em Moçambique;
- c) Recomendar algumas medidas de prevenção a malária.

1.6. Estrutura do Trabalho

Este trabalho subdivide-se em seis (6) capítulos a saber:

- **Capítulo I:** corresponde á introdução, problema, justificava, objectivos, contribuição, pergunta de pesquisa e a própria estrutura do trabalho.
- **Capítulo II:** apresenta a revisão de literatura sobre os aspectos gerais abordados no trabalho. Neste capítulo foi feito a revisão de literatura em estudos semelhantes que foram feitos em Moçambique e em outros lugares no mundo; são apresentadas noções dos conceitos de termos usados ao longo deste trabalho.
- **Capítulo III:** refere-se á breve descrição da área de estudo;
- **Capítulo IV:** descreve os métodos (como se procedeu para a efetivação do presente trabalho), materiais usados para realização do trabalho e os dados;
- **Capítulo V:** apresenta os resultados e a discussão;
- **Capítulo VI:** apresenta as conclusões e recomendações.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1. Previsão Climática Sazonal em Contexto

O tempo e o clima são factores naturais que influenciam directamente as actividades humanas. O tempo refere-se ao estado momentâneo da atmosfera, enquanto o clima corresponde à média das condições atmosféricas ao longo de um período prolongado, geralmente 30 anos (Reboita et al., 2012; Wang, 2019).

As previsões do tempo são um problema de condição inicial, com um horizonte temporal de até duas semanas. A precisão dessas previsões além de uma semana é limitada pelo efeito do caos atmosférico (Lorenz, 1963, 1972). Por outro lado, as previsões climáticas são um problema de condição de contorno, fundamentadas em variáveis de lenta variabilidade temporal, como a temperatura da superfície do mar (TSM) e a humidade do solo. Estas previsões abrangem escalas temporais mais amplas, como sub-sazonal, sazonal, interanual e decadal (Pielke et al., 1999; Doblas-Reyes et al., 2013).

As previsões climáticas são essenciais para estimar se uma estação será mais quente ou fria, húmida ou seca que o habitual, sendo cruciais para setores como agricultura, gestão hídrica e saúde pública. A temperatura da superfície do mar (TSM) é um factor-chave nessas previsões, pois variações persistentes na TSM influenciam directamente os padrões atmosféricos e climáticos regionais, afetando regimes de precipitação e temperatura globalmente.

Um dos principais fenómenos associados à variabilidade da TSM é o El Niño–Oscilação Sul (ENOS), conhecido por sua forte influência na previsibilidade sazonal. Durante eventos de El Niño, ocorre um aquecimento anormal das águas do Pacífico equatorial, enquanto durante eventos de La Niña observa-se um arrefecimento dessas mesmas águas. Esses eventos têm impactos directos na circulação atmosférica global, influenciando padrões de precipitação e temperatura em regiões distantes. Por exemplo, durante o El Niño, é comum ocorrer um aumento da precipitação em algumas regiões tropicais e secas mais intensas noutras áreas. Em contrapartida, a La Niña tende a provocar efeitos opostos. Essa relação directa entre o ENOS e os padrões climáticos torna a previsão sazonal mais precisa e fiável durante esses eventos, especialmente na estimativa das tendências de precipitação sazonal (Vilanculos, 2022).

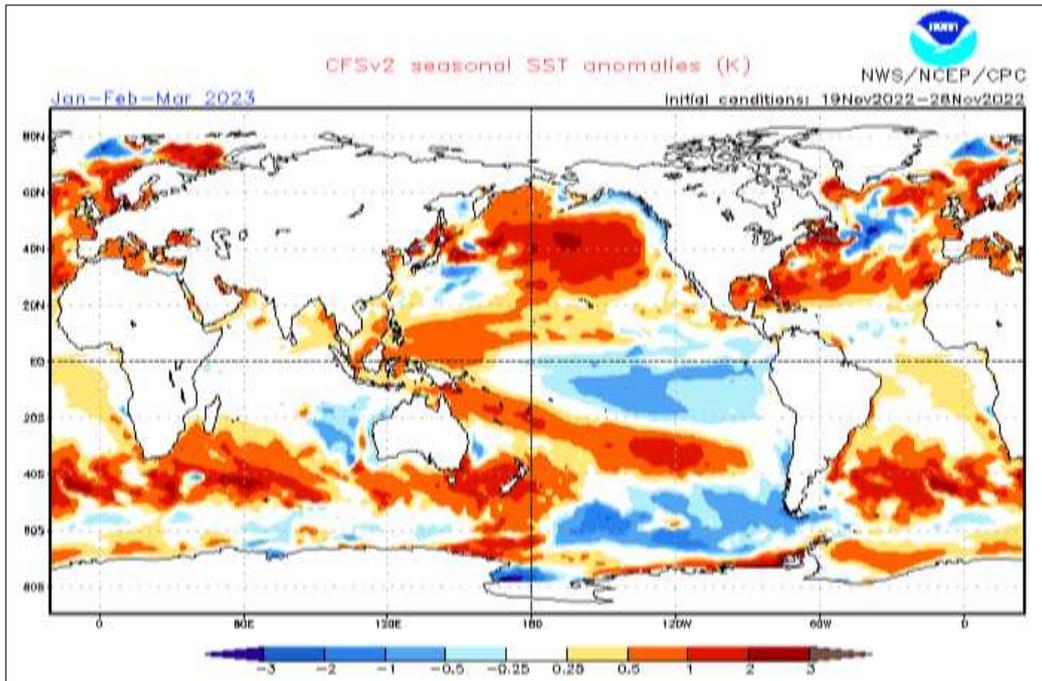


Figura 2.1. Previsão climática sazonal da TSM global do Modelo de sistema de previsão acoplado (NCEP CFS.v2) para os meses de Janeiro-Fevereiro-Março de 2023. A cor azul mostra as anomalias negativas e a cor vermelha as anomalias positivas, significando, respectivamente, arrefecimento e aquecimento da TSM.

Fonte: <https://www.cpc.ncep.noaa.gov/products/CFSv2/htmls/glbSSTe3Sea.html>, 2022.

No final da década de 1990, a Organização Meteorológica Mundial (OMM), os Serviços Meteorológicos e Hidrológicos Nacionais (NMHSs) e outras instituições regionais e internacionais lançaram os Fóruns Regionais de Antevisão Climática (RCOFs). Estes Fóruns reúnem especialistas nacionais, regionais e internacionais para elaborar previsões climáticas regionais baseadas em informações partilhadas entre os participantes.

Os RCOFs promovem a uniformidade na interpretação das previsões climáticas ao reunir países com características climatológicas semelhantes. Além disso, facilitam a interação com utilizadores dos principais sectores socioeconómicos, agências de extensão e decisores políticos, com o objectivo de mitigar riscos climáticos e apoiar o desenvolvimento sustentável na estação subsequente (OMM, 2022). Existem vários RCOFs e a sua distribuição no mundo podemos observar na Figura 2.2.

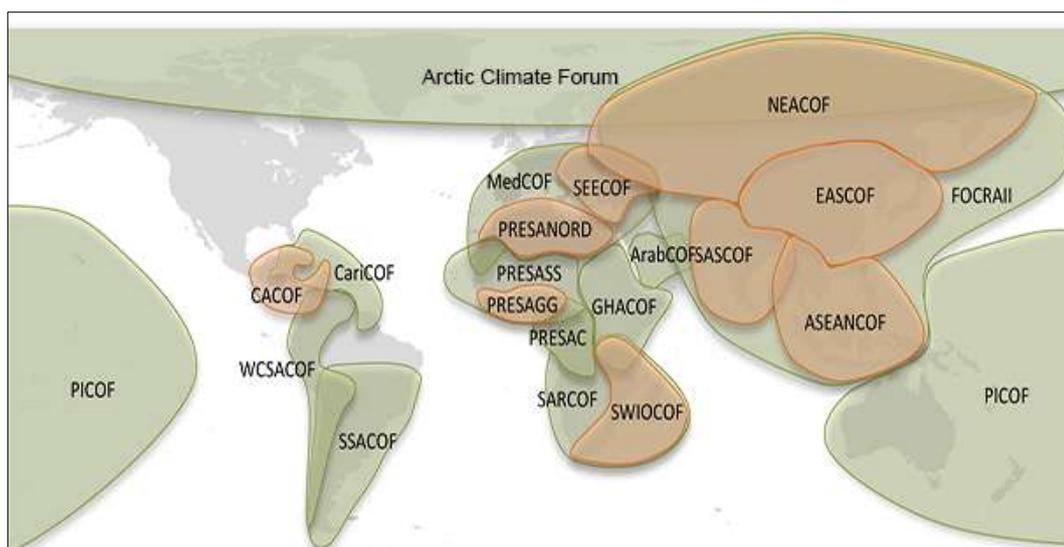


Figura 2.2. Distribuição espacial dos diferentes RCOFs no mundo.

Fonte: <https://public.wmo.int/en/our-mandate/climate/regional-climate-outlook-products>, 2022.

As previsões climáticas sazonais são frequentemente apresentadas em forma de "probabilidades terciis", que indicam a probabilidade de que as condições climáticas sejam acima do normal, normais ou abaixo do normal. Essas categorias não representam eventos extremos, mas são baseadas na distribuição histórica das precipitações, sendo cada uma correspondente a aproximadamente um terço dos dados observados.

Sem uma previsão específica, assume-se uma probabilidade igual de 33 % para cada uma das três categorias. No entanto, uma previsão sazonal pode alterar essas probabilidades com base em modelos climáticos regionais. Por exemplo, se os modelos indicarem maior probabilidade de precipitação acima do normal, essa categoria pode passar de 33 % para 45 %, reduzindo proporcionalmente a probabilidade das outras categorias. Apesar desse aumento na probabilidade, ainda existe uma margem significativa de incerteza, já que, no exemplo citado, haveria 55 % de probabilidade de não ocorrer precipitação acima do normal. Assim, as previsões sazonais são expressas como uma distribuição de probabilidades entre as categorias de tercil inferior, médio e superior (Vilanculos, 2022).

O Fórum Regional de Antevisão Climática da África Austral (SARCOF) é coordenado pelo Centro de Monitorização de Secas (DMC) da SADC, sediado em Gaborone, Botswana. Este fórum abrange todos os Estados Membros da SADC, incluindo Moçambique, e conta com parceiros adicionais. As previsões sazonais do SARCOF utilizam três categorias probabilísticas: 40 % para condições acima do normal, 35 % para condições normais e 25

% para condições abaixo do normal. Assim, mesmo com uma previsão de 40 % para condições acima do normal, existe ainda uma probabilidade de 60 % de que essa condição não se verifique (Vilanculos, 2022; OMM, 2022).

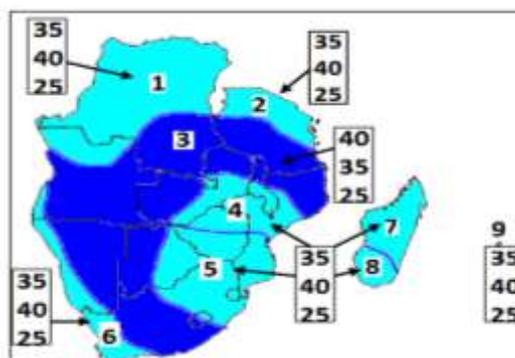


Figura 2.3. Exemplo de produto de previsão climática sazonal regional disponíveis no Portal SADC.INT/OUTLOOK/JFM, representando para Janeiro-Fevereiro-Março de 2014. Fonte: INAMET, 2013.

2.1.1. Fases da Previsão Climática

A previsão climática é composta basicamente por três etapas (Ynoue et al., 2017):

- Preparação das condições iniciais e pré-processamento dos dados que serão utilizados na integração das equações de previsão;
- Previsão (integração das equações); e
- Pós-processamento.

Tabela 2.1. Representação esquemática das etapas envolvidas nas previsões climáticas.

Etapas da Previsão Climática	Descrição
Pré-processamento	Compreende a assimilação de dados provenientes de diversas fontes, para produzir um conjunto de dados homogêneo e fisicamente consistente para ser fornecidos aos modelos numéricos como condição inicial para execução das previsões.
Processamento	Nesta etapa, supercomputadores executam as previsões com modelos numéricos que simulam a evolução do clima mediante leis físicas que descrevem os processos fundamentais da atmosfera dos oceanos.
Pós-processamento	Após a análise das previsões geradas pelos modelos numéricos, meteorologistas elaboram boletins de previsão climática, cujas informações são importantes para o planeamento de diversas actividades socioeconómicas. Esta etapa também envolve validação de dados de fontes diferentes.

Fonte: Reboita, et al., 2022.

Na primeira etapa, as condições iniciais correspondem aos dados observados da atmosfera, os quais são coletados a partir de diferentes instrumentos mediante sensoriamento remoto e medição in situ, bem como medições de navios e aviões. Aqui, ressalta-se que o sistema global de obtenção dos dados não possui medições in situ cobrindo todo o planeta e não se pode simplesmente assumir as estimativas de satélite como verdade absoluta, já que podem conter erros instrumentais e de algoritmo de organização dos dados (Barry e Chorley, 2010; Ynoue et al., 2017; Robertson e Vitart, 2019).

Para espacializar os dados e reduzir possíveis erros, procede-se à assimilação dos mesmos em programas computacionais, convertendo-os num conjunto uniforme e consistente que servirá como condição inicial para os modelos de previsão. Nos modelos estatísticos, são necessárias séries temporais extensas de variáveis atmosféricas e oceânicas.

Já nos modelos dinâmicos, além dos dados atmosféricos observados num dado instante (como temperatura e humidade), são também requeridas condições de contorno, como a Temperatura da Superfície do Mar (TSM), vegetação e topografia. Nesta fase, define-se ainda a configuração da previsão, incluindo o tempo de integração (dt), a resolução horizontal (dx), a projeção cartográfica e os esquemas de parametrização física utilizados nos cálculos.

Na etapa de previsão, os modelos estatísticos recorrem a equações empíricas, enquanto os modelos dinâmicos resolvem equações que descrevem o comportamento atmosférico e oceânico. Nos modelos dinâmicos, estas equações são geralmente resolvidas em pontos de uma grelha (embora também existam modelos espectrais), sendo necessário definir o horizonte temporal da previsão. Durante a integração, as condições iniciais são aplicadas apenas na primeira iteração, sendo que as previsões geradas se tornam a condição inicial para os passos seguintes de integração (Reboita et al., 2022).

Por fim, na fase de pós-processamento, os meteorologistas utilizam os arquivos gerados nas previsões para a construção de mapas com as variáveis atmosféricas para facilitar a interpretação dos resultados, geração da previsão e redação dos boletins de prognósticos.

2.1.2. Factores que Influenciam a Previsão Climática Sazonal

O clima de uma região resulta de padrões médios sazonais influenciados pela acção regular dos sistemas atmosféricos típicos desse local. No entanto, esses padrões podem variar devido a forçantes que alteram a circulação atmosférica, modificando a intensidade e/ou frequência desses sistemas. Um exemplo é o aquecimento anómalo da temperatura da

superfície do mar (TSM) no Pacífico tropical leste, que perturba a atmosfera, gerando ondas que influenciam padrões anômalos de pressão e afetam os sistemas atmosféricos (Cai et al., 2021). Essas perturbações, conhecidas como padrões de teleconexão, impactam o clima de regiões distantes e contribuem para a variabilidade climática em diferentes escalas temporais (Liu e Alexander, 2007; Reboita et al., 2021).

A previsão climática depende de parâmetros com variações lentas, como a TSM, a umidade do solo, o gelo marinho e a cobertura de neve. O monitoramento dessas variáveis, especialmente da TSM, é essencial para prever alterações climáticas sazonais. Essas previsões são fundamentais para apoiar a tomada de decisões e mitigar os efeitos das variações climáticas em setores como agricultura, saúde, energia e infraestrutura urbana (Nobre e Shukla, 1996; Shukla e Kinter, 2006).

2.1.3. Tipos de Modelos Climáticos

Os modelos utilizados para previsões climáticas podem ser estatísticos ou dinâmicos, ambos dependentes de dados observados. Estes modelos são complementares, uma vez que os avanços na previsão estatística resultam do aprofundamento do conhecimento climático, que por sua vez contribui para o desenvolvimento dos modelos dinâmicos (Doblas-Reyes et al., 2013).

Os modelos dinâmicos são baseados em equações matemáticas que representam as leis da física e podem ser globais ou regionais. Os Modelos Climáticos Globais (MCGs) simulam o comportamento da atmosfera a nível planetário, com uma resolução horizontal aproximada de 100 km. Já os Modelos Climáticos Regionais (MCRs) operam numa área geográfica limitada, oferecendo previsões mais detalhadas devido à sua maior resolução horizontal (entre 25 e 50 km). Para tal, os MCRs utilizam a técnica de downscaling dinâmico, que consiste na incorporação das condições iniciais e de contorno fornecidas pelos MCGs (Kalnay, 2003; Ynoue et al., 2017; Reboita et al., 2018).

Os modelos dinâmicos apresentam diversas fontes de incerteza, associadas às condições iniciais e de contorno, às aproximações nas equações físicas e aos métodos numéricos utilizados na sua resolução (Barry e Chorley, 2010; Reboita et al., 2012; Ynoue et al., 2017; Robertson e Vitart, 2019). É necessário considerar o spin-up time, um período de ajuste e estabilização dos processos do ciclo hidrológico dentro do modelo (Giorgi e Mearns, 1999).

Tabela 2.2. Diferenças entre modelos climáticos dinâmicos e estatísticos.

	Tipos de modelos	
	Estáticos	Dinâmicos
Descrição	Usam séries extensas de dados observados para cálculos estatísticos/empíricos que estimam as condições futuras. A previsão estatística pode ser executada com diversas técnicas: análise de regressão, correlação canónica, redes neurais, machine learning.	Utilizam modelos tridimensionais que simulam possíveis mudanças no sistema climático. Suas previsões baseiam-se em leis físicas que descrevem os processos atmosférico e oceânicos. Necessitam de condições iniciais e de contorno, fornecidas por dados observados ou modelos climáticos.
Vantagens	Simplicidade de implementação e operação.	Simulam relações não lineares entre os componentes do sistema climático.
Desvantagens	Dependência de relações estacionárias entre o preditor e a variável prevista.	Computacionalmente caros; Resultados sensíveis a parametrizações físicas inadequadas.

Fonte: Reboita, et al., 2022.

Os modelos numéricos apresentam elevada complexidade devido à necessidade de representar os mecanismos de feedback entre os diversos componentes do sistema climático (superfície, atmosfera, hidrosfera, criosfera e litosfera), tornando-os computacionalmente dispendiosos. Por outro lado, os modelos estatísticos, também designados empíricos, utilizam variáveis observadas para estimar determinadas condições atmosféricas, como a precipitação. Estes modelos são menos exigentes em termos computacionais, uma vez que não requerem a resolução explícita das equações físicas do sistema climático. No entanto, dependem de séries temporais extensas e consistentes para gerar previsões (Goddard et al., 2001).

A previsão climática com modelos estatísticos baseia-se frequentemente em técnicas de regressão linear, utilizando variáveis preditoras, como a TSM, para projetar condições atmosféricas. Métodos autorregressivos com média móvel e abordagens não lineares, como redes neurais, também são amplamente utilizados (Mason e Baddour, 2008; Malfatti et al., 2018). A literatura apresenta divergências quanto à eficácia dos modelos. Enquanto alguns estudos apontam superioridade dos modelos estatísticos (Landsea e Knaff, 2000; Ramírez et al., 2008; Diro et al., 2008), outros destacam melhor desempenho dos modelos dinâmicos

(Wang et al., 2009; Cohen e Jones, 2011; Barnston et al., 2012; Kirtman et al., 2014). Estudos adicionais sugerem que a combinação de ambas as abordagens melhora a precisão e reduz erros nas previsões (Block e Goddard, 2012; Schepen et al., 2012; Najafi e Moradkhani, 2016; Xu et al., 2018).

A escolha entre modelos estatísticos ou dinâmicos deve considerar o objectivo da previsão, os recursos disponíveis e a performance dos modelos na região de estudo. Com os avanços computacionais, é possível obter melhorias significativas na previsão sazonal (Goddard et al., 2001).

2.2. Modelagem Climática

O clima de uma dada região é determinado pela interação entre as forçantes atmosféricas e pela circulação que ocorre em escalas locais, regionais e planetárias; e em uma ampla faixa de escalas temporais, desde escalas sub-diárias até escalas multi-decadais (Ahrens, 2009).

São exemplos de processos que ocorrem em escalas locais e regionais aquelas relativas às formações topográficas complexas, características e forma de uso do solo, aerossóis atmosféricos, corpos de água continentais (rios, lagos e reservatórios), contrastes entre terra e oceano, gases radiativamente ativos, neve e gelo marítimo e a distribuição das correntes oceânicas. Além destes, a variabilidade climática de uma região pode ainda ser fortemente influenciada por forçantes anômalas originadas em regiões distantes (por exemplo, o aquecimento das águas do oceano pacífico - El Niño - ENSO) (Sansigolo e Reis, 2014). A modelagem numérica da atmosfera tem como objectivo representar os vários processos físicos existentes, entender tais processos e prever os efeitos das suas interações e variações. (Pielke, 2012).

Nesses modelos a atmosfera é representada por um sistema complexo de equações matemáticas baseadas nas leis físicas da atmosfera. Os modelos numéricos da atmosfera resolvem as equações do movimento dos fluidos através de aproximações. Alguns processos não são explicitamente resolvidos pelos modelos atmosféricos, como a turbulência, as trocas radiativas, os processos microfísicos, a interação com a superfície etc., sendo, usualmente, parametrizados. Neste caso, parametrizações físicas são aproximações dos processos físicos cujas dimensões são menores do que aquelas representadas pela resolução do modelo, simulados através de funções de outros parâmetros representados pelo modelo, especialmente quando seus efeitos médios não são desprezíveis (Silveira, 2014; Lemos, 2015).

2.2.1. Modelos Climáticos Globais e Regionais

Os Modelos de Circulação Geral da Atmosfera (MCGA) podem ser classificados como globais ou regionais. Os modelos globais resolvem equações atmosféricas à escala planetária, sem considerar particularidades regionais. Para além da previsão meteorológica, são amplamente utilizados em estudos climáticos globais, como a análise da influência do fenómeno El Niño ou da ação de poluentes na camada de ozono.

Entre os principais centros que operam modelos globais destacam-se o NCEP (National Centers for Environmental Prediction), ECMWF (European Centre for Medium Range Weather Forecast), JMA (Japan Meteorological Agency) e o CPTEC (Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos). Estes modelos apresentam resoluções espaciais que variam entre 250 e 600 km, o que limita a sua capacidade de representar fenómenos locais com precisão.

Para ultrapassar essa limitação, aplicam-se técnicas de *downscaling*, também designadas por desagregação espacial ou refinamento estatístico. O *downscaling* visa melhorar o nível de detalhe das previsões ao transformar informações geradas por modelos globais em dados mais precisos para escalas regionais e locais.

Existem duas abordagens principais para o *downscaling*:

- **Downscaling dinâmico:** utiliza modelos atmosféricos regionais com maior resolução espacial, permitindo representar com maior detalhe factores locais como a topografia e a hidrografia. Estes modelos regionais utilizam as condições de fronteira fornecidas pelos MCGA e apresentam parametrizações físicas mais sofisticadas.
- **Downscaling estatístico:** estabelece relações estatísticas entre variáveis atmosféricas de grande escala e condições climáticas locais, sendo uma alternativa menos dispendiosa computacionalmente.

Os modelos regionais são particularmente úteis para representar processos de mesoescala, mas apresentam níveis de incerteza elevados, resultantes da complexidade dos processos climáticos regionais e das limitações dos MCGA em capturar essas variações em detalhe.

Para reduzir essas incertezas e adaptar a informação climática global a escalas locais, diversas técnicas de regionalização foram desenvolvidas, dividindo-se em três categorias principais (Kwon et al., 2012; Lemos, 2015):

- Experimentos com modelos de circulação geral da atmosfera de alta resolução ou de resolução variável;

- Modelos climáticos regionais aninhados; e
- Métodos estatísticos/empíricos e estatísticos/dinâmicos.

A definição da escala regional para modelos climáticos é um processo complexo, que pode ser baseado em factores geográficos, políticos, fisiográficos, homogeneidade climática ou na resolução do modelo. As simulações com modelos climáticos podem ser realizadas de duas formas, dependendo da forçante utilizada no Modelo de Circulação Geral da Atmosfera (MCGA).

No modo hindcast, utiliza-se a TSM conhecida como condição de fronteira. Este método permite prever o comportamento atmosférico e padrões climáticos (precipitação, circulação dos ventos, etc.) com base em dados históricos, reconstruindo variáveis não monitoradas ou com séries de observações limitadas. No modo forecast, a TSM do período é desconhecida, o que aumenta a incerteza nas previsões. Neste modo de previsão em dois estágios, a condição de fronteira pode ser dada pela TSM modelada ou pela persistência da sua anomalia. As anomalias referem-se às diferenças entre a média histórica da TSM e a média observada em períodos menores. A técnica de persistência de anomalias utiliza essas anomalias observadas e as mantém constantes ao longo do período de previsão, assumindo que as variações na TSM serão mínimas durante a integração do modelo. Isso permite estimar o comportamento da atmosfera com base nas anomalias da TSM para os períodos futuros. (Souza Filho e Lall, 2003).

Os Modelos Globais de Clima (MCGs) são fundamentados nos princípios da dinâmica dos fluidos e da termodinâmica, originando-se na previsão numérica do tempo. Estes modelos descrevem as interações entre os componentes do sistema climático global, como a atmosfera, os oceanos e a superfície terrestre, incluindo elementos da biosfera e litosfera relevantes para o equilíbrio energético. Quando combinados, estes modelos são conhecidos como Modelos Atmosfera-Oceano (AOGCM).

Por outro lado, os Modelos Climáticos Regionais (MCR) têm uma resolução mais elevada, aplicando-se a áreas específicas. Derivados dos MCGs, os MCR possuem resoluções horizontais na ordem de dezenas de quilómetros e utilizam os resultados dos MCGs para definir as condições iniciais, as condições-fronteira variáveis no tempo e as condições-fronteira na superfície. Os MCR, forçados pelos MCGs, permitem a resolução de processos físicos em escalas menores, proporcionando um maior detalhe e realismo, especialmente quando comparados aos modelos globais. Enquanto os MCGs descrevem os efeitos de larga

escala e os processos atmosféricos, os MCR, com os dados dos MCGs, possibilitam o estudo de processos regionais e geram informações cruciais para a análise de vulnerabilidade, impactos e adaptação. (ADAPT, 2015).

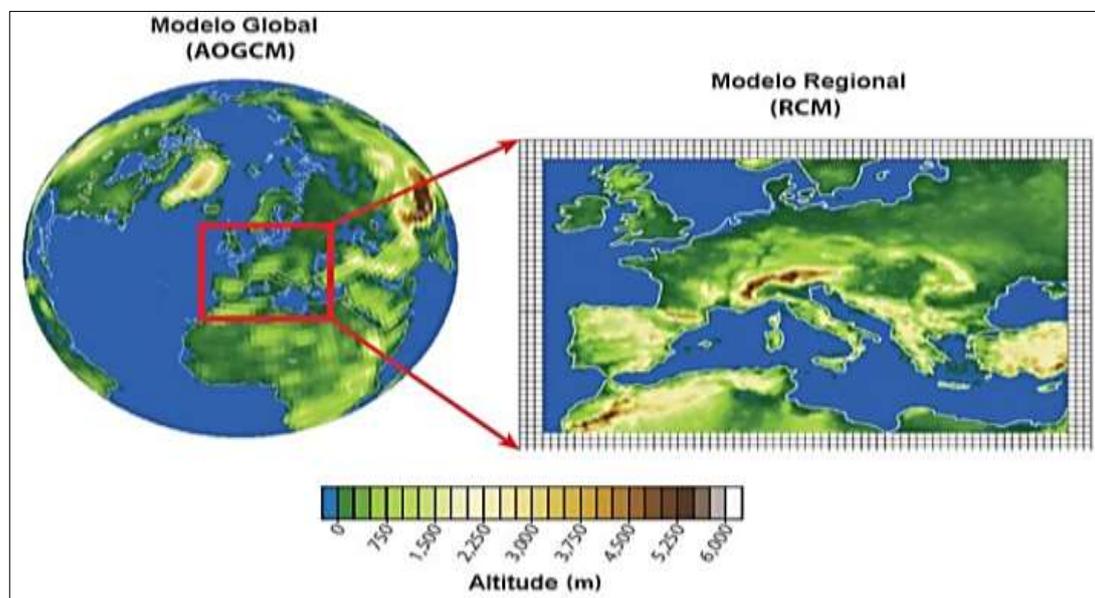


Figura 2.4. Exemplo de produto de previsão de domínio MCR incorporado em uma grelha MCG.

Fonte: Giorgi; Gutowski, 2015.

2.2.2. Limitações do Aprimoramento de Modelos

A complexidade da representação de cada processo do sistema climático é limitada pelas observações (incompletas ou inexistentes), pelos recursos computacionais e pelo conhecimento actual (Randall et al., 2007). Além disso, sabe-se que a variabilidade natural dos processos físicos e químicos da atmosfera global são de natureza caótica, de forma que o clima pode ser sensível a mudanças mínimas não mensuradas pelos modelos (Souza et al., 2014).

A escolha de processos físicos realmente relevantes para a modelagem da escala espaço-temporal em questão é de suma importância para diminuir a complexidade do modelo e, conseqüentemente, o requerimento computacional (Hurrell et al., 2009). As implementações numéricas escolhidas resultam no que é chamado de “resolução do modelo”, sendo que essa resolução finita implica na representação de certos processos através de parametrizações. Segundo Flato et al. (2013), as parametrizações são incluídas em todos os componentes de modelos (atmosfera, oceano, terra e gelo marinho) para

representar processos que não podem ser resolvidos explicitamente, e são validadas tanto isoladamente quanto no contexto de todo modelo.

Além das parametrizações, novos componentes e acoplamentos têm sido inseridos desde o AR4 para aumentar a complexidade da representação dos processos climáticos, como por exemplo o ciclo do carbono, o ciclo do metano e o permafrost, as partículas de aerossóis, a mudança no uso e cobertura da terra, os modelos de dinâmica global da vegetação inseridos em ESM, e importantes interações químico-climáticas e a ligação estratosfera-troposfera. Factores antrópicos como desmatamento e queimadas ainda são fontes de incerteza dos modelos climáticos (Naitzel, 2021).

Modelos climáticos possuem incertezas em suas formulações e em sua condição inicial. Sendo assim, uma simulação individual apresenta apenas um dos possíveis caminhos para o qual o clima pode seguir. Ou seja, ensembles de vários modelos climáticos ou até mesmo de simulações de um único modelo podem representar de forma mais adequada o clima futuro, mas ambas as soluções para validação dos modelos implicam em custos (Flato et al., 2013).

2.2.3. Modelos de Previsão Climática

Previsões de clima e de tempo se diferenciam pelo período projetado, visto que a do tempo se estende em até 15 dias e o do clima de semanas a séculos. Outro facto notável, é que previsão do tempo busca prever com exatidão o local e momento da ocorrência dos fenómenos atmosféricos. Já na previsão climática, o importante é que os sistemas sejam simulados não importando se ocorram no momento exacto. Esses devem aparecer a fim de sua influência ser computada nas médias (por exemplo, temperatura do ar e precipitação).

O objectivo da previsão climática é determinar se um determinado período será mais ou menos chuvoso em comparação com a média climatológica. Para tal, utilizam-se modelos globais ou regionais.

De acordo com Marengo et al. (2014) e Ynoue et al. (2017), esses modelos são programas computacionais complexos, compostos por centenas de milhares de linhas de código, que aplicam aproximações numéricas das equações matemáticas que descrevem as leis físicas que regem os movimentos atmosféricos, como a conservação do momento, da energia e da massa. Os modelos globais têm uma resolução espacial mais grosseira, na ordem de dezenas de quilómetros, enquanto os modelos regionais, com resoluções de poucos quilómetros, permitem uma descrição mais detalhada das condições meteorológicas,

especialmente em regiões com topografia complexa e variações na cobertura do solo (continente/oceano).

O custo computacional da previsão por modelo global de alta resolução é elevado. A alternativa é o chamado "downscaling", que utiliza um modelo meteorológico de resolução mais alta (regional), alimentado nas fronteiras pelas condições produzidas pelo modelo global (Hay e Clark, 2003; Roads et al., 2003).

Existe uma série de vantagens práticas em relação aos modelos atmosféricos regionais. Um dos principais benefícios se refere à possibilidade de aplicar o modelo em regiões específicas, onde existam redes de coleta de dados com maior densidade, permitindo a validação dos modelos e o desenvolvimento de novas técnicas para assimilação de dados observados. Por representar melhor os processos que actuam regionalmente, acredita-se que os modelos regionais podem produzir previsões de tempo e clima com maiores precisões (Silva, Tucci e Collischonn, 2006).

2.2.3.1. Modelo Climático RegCM

O modelo RegCM teve sua primeira versão desenvolvida na década de 1980 pelo National Center for Atmospheric Research (NCAR) e pela Pennsylvania State University (PSU), a partir do Mesoscale Model versão 4 (MM4) (Pal et al., 2007). Actualmente, encontra-se na sua quarta versão (RegCM4). Este modelo possui um núcleo dinâmico semelhante ao do MM5, mas com a diferença de ser hidrostático (Jesus, 2014).

O RegCM4 (Giorgi et al., 2012) é um modelo de área limitada que considera a atmosfera compressível, com equações primitivas em coordenadas verticais sigma. As equações são discretizadas usando o método de diferenças finitas na grade B de Arakawa-Lamb. Para a integração temporal, o RegCM4 utiliza um esquema split-explicit, que resolve a dinâmica dos modos de gravidade mais rápidos com passos de tempo menores que nas outras componentes do modelo.

O RegCM4 também incorpora um algoritmo para reduzir a difusão horizontal em regiões com gradientes topográficos intensos. Para aplicações em estudos climáticos, diversas parametrizações físicas foram incluídas ao longo das versões do modelo, e para a quarta versão, são utilizadas as seguintes parametrizações: dinâmica – MM5 (Grell et al., 1994); transferência radiativa – CCM3 (Kiehl et al., 1996); camada limite – modelo modificado de Holtslag (Holtslag et al., 1990); superfície continental – Biosphere-Atmosphere Transfer

Scheme (BATS) (Giorgi et al., 2003); convectiva – Grell (Grell, 1993), MIT (Emanuel & Zivkovic-Rothman, 1999); precipitação na escala de grade – SUBEX (Pal et al., 2000).

Configuração da simulação e Análise da climatologia

A simulação com o RegCM4 compreende um período de 30 anos, e com espaçamento de grade de 50km. As condições iniciais e de fronteira podem ser obtidas do Era-Interim. A simulação pode seguir a configuração onde, utiliza-se o BATS como esquema de superfície e o esquema Grell/Emanuel para convecção. O RegCM4 permite combinar dois diferentes esquemas de convecção ao mesmo tempo, como o esquema de Grell (1993) sobre o continente e o esquema de Emanuel (1991) sobre o oceano (Jesus, 2014).

Segundo Jesus (2014) para avaliar a variação temporal são analisadas as séries temporais da precipitação e temperatura. A partir dos valores sazonais são calculados a correlação entre os dados simulados de temperatura e precipitação com os valores do Climate Research Unit (CRU) e Climate prediction Center – Merged Analysis of Precipitation (CMAP), respectivamente. Essa análise é importante para saber como o modelo RegCM4 simula a variabilidade interanual em determinadas regiões do domínio de simulação. O erro médio ou desvio médio (bias) foi calculado utilizando a Equação 2.1 e o coeficiente de correlação de Pearson calculada através da Equação 2.2.

$$BIAS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_{Mi} - X_{Oi}) \quad (\text{Equação 2.1})$$

$$r = \frac{\sum_{i=1}^N (X_{Mi} - \bar{X}_M) (X_{Oi} - \bar{X}_O)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (X_{Mi} - \bar{X}_M)^2 \sum_{i=1}^N (X_{Oi} - \bar{X}_O)^2}} \quad (\text{Equação 2.2})$$

Onde: r- é o coeficiente de correlação de Pearson; Sxy - é a covariância; Sx e Sy - representam o desvio padrão das variáveis x e y respectivamente. Considerando uma variável X, onde os sub-índices M e O indicam o valor simulado (X_M) e o valor observado (X_O), respectivamente, e a barra superior indicando a média temporal.

2.2.3.2. Modelo Climático CFSv2

Os Modelos Climáticos Globais Oceano-Atmosfera (OAGCMs) são ferramentas essenciais nas ciências climáticas, sendo constantemente aprimorados para lidar com a complexidade do sistema climático. O modelo Climate Forecast System versão 2 (CFSv2) é um exemplo significativo desse progresso. Desde março de 2011, o National Centers for Environmental

Prediction (NCEP) fornece hindcasts e previsões operacionais em tempo real usando o CFSv2. Os hindcasts utilizam dados climáticos passados para testar o modelo, permitindo avaliar a precisão das previsões em relação ao clima observado. O CFSv2 é inicializado pela CFS Reanalysis (CFSR), que cobre o período de 1979 até o presente (Saha et al., 2010).

As melhorias do CFSv2 em relação à versão anterior (CFSv1) estão nas parametrizações físicas, aumento das resoluções horizontal e vertical, técnicas de inicialização, maior tamanho do conjunto de dados e na evolução realista da concentração de dióxido de carbono ao longo do tempo. O desempenho do CFSv2 foi demonstrado ser superior ao do modelo ECMWF, considerado o melhor entre os modelos europeus de previsão sazonal. Além disso, a umidade do solo produzida pelo CFSv2 tem mostrado ser útil na identificação de grandes eventos de seca, especialmente em regiões tropicais. Embora a habilidade do modelo seja limitada a previsões além do primeiro mês, o CFSv2 apresenta avanços promissores para a previsão hidrológica e aplicações em estudos climáticos (Yuan, Wood, Luo e M. Pan, 2011).

O CFSv2 integra diversos novos pacotes físicos para modelar os processos de nuvem-aerossol-radiação, superfície terrestre, oceano e gelo marinho, além de um novo sistema de assimilação de dados para os componentes atmosférico, oceânico e terrestre. Para melhorar as previsões em tempo real, foram geradas previsões retrospectivas acopladas, cobrindo um período de 28 anos (1982-2009) (Saha et al., 2010).

O componente atmosférico do CFSv2 é o modelo Global Forecast System (GFS), com resolução horizontal de T126 (aproximadamente $0,937^\circ$) e 64 níveis híbridos sigma-pressão na vertical, resolvendo as equações por meio de diferenças finitas. O modelo oceânico é o Geophysical Fluid Dynamics Laboratory Modular Ocean Model v.4 (GFDL MOM4), com resolução horizontal de $0,25^\circ$ na região equatorial ($\pm 10^\circ$ latitude) e $0,5^\circ$ nas outras regiões. O MOM4 utiliza também métodos de diferenças finitas e aproximações hidrostáticas. A acoplamento entre a atmosfera e o oceano ocorre a cada 30 minutos, em comparação com os 24 horas do CFSv1. Além disso, o MOM4 é acoplado a um modelo de gelo marinho de dois níveis do GFDL Sea Ice Simulator e ao modelo de superfície terrestre Noah de 4 níveis (Silva et al., 2014).

Para as temporadas DJF (Dezembro-Janeiro-Fevereiro) e JJA (Junho-Julho-Agosto), calcula-se a média da área dos hindcasts, considerando os tempos de espera de 0, 1, 2 e 3 meses, para as variáveis de precipitação total e temperatura do ar a 2 metros, para cada

continente. A habilidade dos hindcasts é avaliada com base nas correlações de anomalias, como uma medida da variabilidade interanual. As anomalias médias de área para precipitação e temperatura do ar a 2 metros são comparadas com os dados CMAP e ERA-Interim, respetivamente. Os quatro tempos de antecedência (lead times) são analisados para verificar se condições iniciais mais recentes podem melhorar o desempenho das previsões. Para o tempo de antecedência de 0 meses, o padrão espacial da média global dos hindcasts é comparado com os dados dos conjuntos CMAP, R2 e TSM para cada estação, o que constitui uma medida importante da qualidade dos hindcasts. Para facilitar a visualização dos resultados, a precipitação total é normalizada no intervalo [0, 1] usando a fórmula min-max, conforme o método de Sajikumar, Thandaveswara e Leung (Silva et al., 2014):

$$v' = \frac{v(i) - \min_i v(i)}{\max_i v(i) - \min_i v(i)} \quad (\text{Equação 2.3})$$

Uma normalização posterior ao intervalo [-1,1] também foi feito assumindo que:

$$v'' = av' + b \quad (\text{Equação 2.4})$$

Para encontrar a e b e assumimos que quando $v' = 0$, $v'' = -1$ e quando $v' = 1$, $v'' = 1$. Isso resulta em $-1 = b$ e $1 = a + b$ e de onde temos $a = 2$ e $b = -1$. Substituindo em:

$$v'' = 2v' - 1 \quad (\text{Equação 2.5})$$

Observamos que agora v'' é a precipitação total normalizada no intervalo [-1, 1].

O principal modo que explica a maior parte da variação climática em grande escala nos trópicos refere-se ao El Niño-Oscilação Sul (ENSO). A diferença no sinal da variabilidade interanual, simulado por CFSv2 e CMAP, é analisado para DJF já que a fase de pico do ENOS ocorre nesta estação (Wang e Picaut, 2004).

Os episódios ENOS são selecionados de acordo com a classificação Centro de Previsão Climática (CPC), que considera um limiar de $\pm 0,5$ °C para o Índice Niño Oceânico (ONI) (média de 3 meses de anomalias ERSST.v3b SST na região Niño 3.4 (5°N-5°S, 120°-170°W)), com base em períodos base de 30 anos centrados actualizados a cada 5 anos (<http://www.cpc.ncep.noaa.gov/products/analysis/tracking/ensostuff/ensoyears.shtml>).

Calculasse as anomalias El Niño e La Niña com base nos desvios do normal durante os anos ENSO neutros de 1983 a 2010 (Silva e Ambrizzi, 2010).

Este método é mais apropriado para explorar o sinal não linear de episódios ENOS na precipitação. Por meio da análise de funções ortogonais empíricas (EOF) foi examinada a

quantidade máxima de variância nas projeções posteriores sazonais e as anomalias observadas de TSM tropical equatorial do Pacífico durante o Dez-Jan-Fev. O objectivo aqui é comparar a variabilidade espacial e temporal simulada e observada do padrão ENSO capturado em todas as bacias oceânicas (de 15°N- 15°S). Ao contrário dos trópicos, onde o principal padrão de variabilidade está associado a anomalias de TSM, nos extratropicos o sinal de variabilidade é principalmente devido à resposta atmosférica interna natural. Com relação aos principais padrões de variabilidade extratropical, os Padrões Anulares Norte e Sul são investigados no CFSv2 (Silva, Dutra, Rocha, Ambrizzi e Leiva, 2014).

2.2.3.3. Modelo Climático RegCM3

O RegCM3 é a terceira geração de modelagem climática regional originalmente desenvolvida no NCAR (Dickinson et al., 1993). O modelo é uma versão melhorada da versão 2.5 (RegCM2.5) descrito por Giorgi e Mearns (1991). Estas melhoras consistiram na representação física da precipitação, superfície continental, química da atmosfera e aerossóis. Porém, mudanças importantes no desempenho do modelo têm sido realizadas, no pré-processamento, execução e pós-processamento (Pal et al., 2007).

Basicamente o ITCP RegCM3 é um modelo de área limitada, em coordenada vertical sigma e grade horizontal de Arakawa-Lamb B, com as equações primitivas para fluido compressível e hidrostático. O RegCM3 usa o esquema de superfície Biosphere-Atmosphere Transfer Scheme (Dickinson et al., 1993) para incorporar os processos de superfície, considerando a presença de vegetação em cada ponto de grade e sua interação com as camadas de solo nas trocas turbulentas de momentos, energia e vapor de água entre a superfície e a atmosfera. O transporte turbulento dessas quantidades resulta do produto entre o respectivo gradiente vertical e o coeficiente de difusão vertical turbulenta segundo as correções para turbulência não local (Holtslag et al., 1990).

Para a transferência radiativa, o modelo utiliza o esquema do Community Climate Model 3 (Kiehl et al., 1996), no qual as taxas de aquecimento e fluxos na superfície para radiação solar e infravermelha são calculadas separadamente para condições de céu claro e nublado. Os cálculos consideram os efeitos dos gases CO₂, O₃ e vapor de água para radiação infravermelha, e CO₂, O₃, O₂ e vapor de água para radiação solar, além das contribuições dos gases de efeito estufa (NO₂, CH₄, CFCs), aerossóis atmosféricos e água de nuvem.

Para representar a precipitação em grande escala, foi utilizado o esquema SUBEX (SUB-grid-EXplicit moisture scheme), que leva em conta a formação de água na nuvem,

advecção, mistura turbulenta, re-evaporação em condições sub-saturadas, e conversão de água para precipitação por meio de auto-conversão.

O modelo utiliza duas parametrizações convectivas, a primeira, de Grell (1993), descreve a convecção de cúmulos por correntes ascendentes e descendentes, com mistura do ar ambiente apenas na base e no topo das correntes. O aquecimento e umedecimento verticais são derivados da liberação de calor latente associado aos fluxos de massa nessas correntes. Para o fechamento, foi adotado o método de Fritsch-Chapell, que assume uma escala de tempo de 30 minutos para a flutuação de energia disponível.

A segunda parametrização é a de MIT-Emanuel (1991), que considera a mistura de nuvens como um fenómeno não homogêneo, baseado em fluxos convectivos de correntes ascendentes e descendentes em escala sub-nuvem. A convecção ocorre quando o nível de neutralidade é superior ao nível da base da nuvem, resultando no levantamento do ar e na conversão da umidade condensada em precipitação ou nuvem (Souza et al., 2009; Lopes, 2009).

2.3. Clima e Saúde

Os processos de saúde e doença são influenciados por múltiplos factores, e ao longo da história humana tem-se registado uma interação constante entre a sociedade e o clima, com impactos tanto benéficos (condições favoráveis ao desenvolvimento de civilizações) quanto prejudiciais (como secas e inundações). Esta relação condiciona o equilíbrio necessário ao desenvolvimento das actividades humanas, incluindo a organização espacial, a ocupação do solo e a saúde. Considerando que o clima desempenha um papel crucial na distribuição e ocupação das espécies vegetais e animais no planeta, e como factor natural determinante, diversos estudos têm demonstrado que as mudanças climáticas, em diferentes escalas espaciais, influenciam de forma significativa os padrões de vida e saúde humana (Haines, 1992; Mendonça, 2001; Confalonieri, 2008).

Pesquisas têm evidenciado a relação entre o clima e a saúde humana, indicando que as variações sazonais na precipitação podem provocar períodos prolongados de seca no verão e inundações durante chuvas intensas. Esses impactos climáticos podem resultar em riscos à saúde, como estresse, distúrbios mentais, doenças relacionadas à água e problemas alimentares causados por cheias (WICCI, 2011; Portier et al., 2010; Rose et al., 2001; Greenough et al., 2001).

A redução da água potável, especialmente no final do inverno e na primavera, seguida de um aquecimento prolongado, é um exemplo claro de como o clima afecta a saúde. Isso pode levar à escassez de água, insegurança alimentar e problemas respiratórios causados pela poeira, pólen e partículas transportadas pelo ar. Além disso, os fenómenos climáticos influenciam a biologia de agentes patogénicos, afectando a reprodução e sobrevivência de vectores de doenças infecciosas, como a malária e a febre amarela, que são sensíveis a variáveis climáticas como temperatura, humidade relativa e precipitação (Confalonieri, 2003; Chung et al., 2013). A figura abaixo, demonstra a relação entre o clima e os prováveis problemas de saúde.

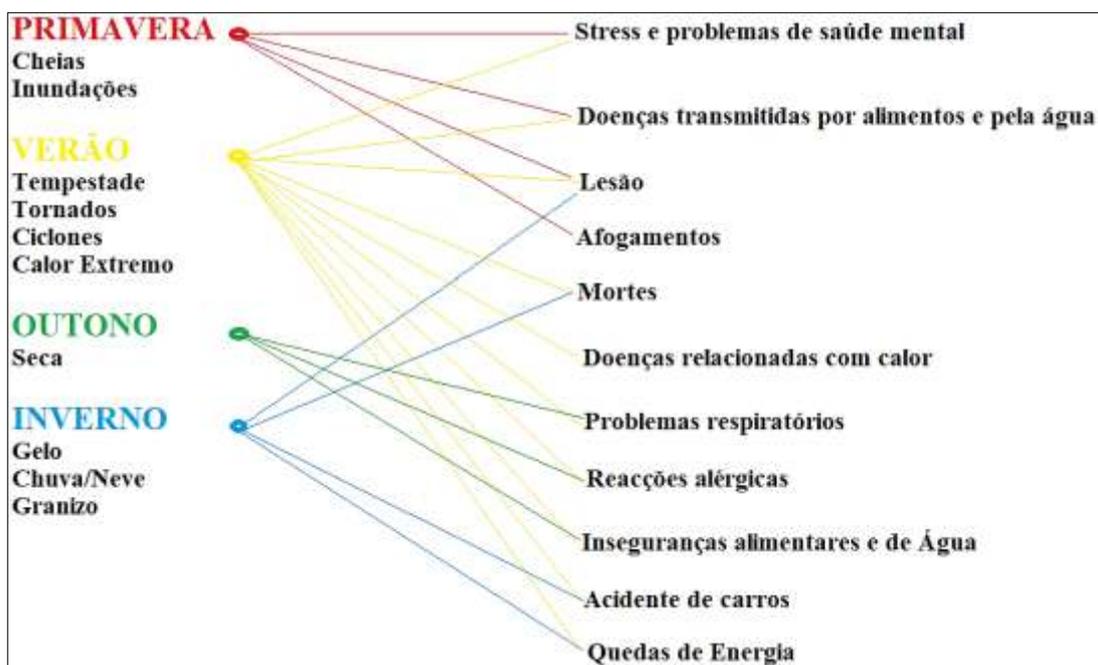


Figura 2.5. Relação entre Clima e os Possíveis Impactos na Saúde.

Fonte: BEOH, 2017.

2.3.1. Mudanças climáticas e os Impactos na Saúde

As mudanças climáticas e ambientais globais têm o potencial de impactar a saúde humana por diversas vias, com diferentes graus de intensidade.

Esses impactos afectam directamente o bem-estar da população, como nas ondas de calor e eventos extremos como furacões e inundações. Além dos efeitos directos desses eventos climáticos, as mudanças podem influenciar a prevalência de doenças transmitidas por vectores, problemas relacionados ao saneamento ambiental e doenças resultantes de secas prolongadas ou inundações, como fome, desnutrição e doenças mentais. As doenças transmitidas por vectores, especialmente prevalentes em países de clima tropical, são

consideradas um dos principais problemas de saúde pública relacionados ao aquecimento global, uma vez que as flutuações climáticas alteram a dinâmica dessas doenças, como no caso da maior incidência da malária (Barcellos et al., 2017).

Além disso, eventos climáticos extremos perturbam o ciclo das doenças associadas a problemas de saneamento ambiental, como leptospirose, hepatites virais e doenças diarreicas. A intensificação da variabilidade climática e os eventos extremos representam um desafio significativo para a saúde pública, cujas consequências são difíceis de prever. A insegurança alimentar, resultante de perdas agrícolas devido a fenômenos como geadas, vendavais, secas e cheias repentinas, também é uma preocupação crescente. A urbanização e os grandes sistemas de abastecimento de água, essenciais para o suprimento doméstico, tornam-se vulneráveis às mudanças ambientais, seja pela exaustão das fontes de água ou pela ameaça de interrupção no seu fornecimento e tratamento. As mudanças climáticas também podem exacerbar o impacto da poluição atmosférica sobre a saúde humana (McMichael, 2004).

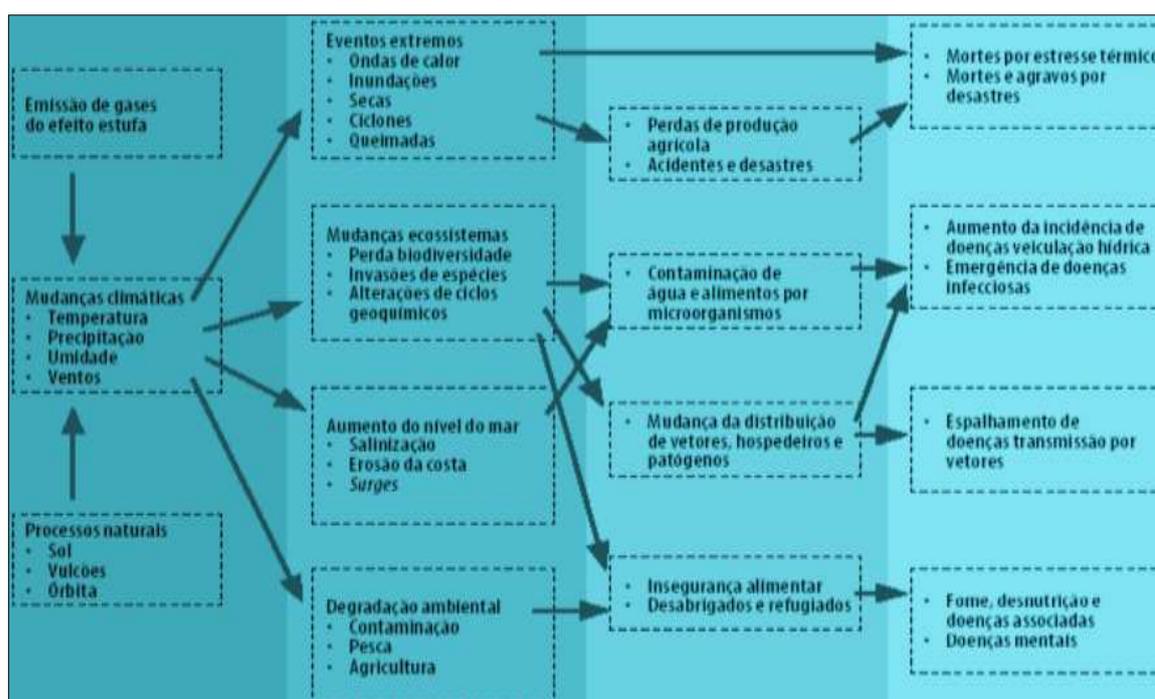


Figura 2.6. Descrição de alguns impactos das mudanças climáticas na saúde.

Fonte: Barcellos, et al., 2017.

2.3.2. Doença Tropical

As "doenças tropicais" estão intimamente relacionadas às condições climáticas, como temperatura e humidade, que favorecem a proliferação de insectos vectores, e aos factores

socioeconômicos ligados ao subdesenvolvimento. Estas doenças ocorrem principalmente nos países situados na faixa intertropical da Terra, abrangendo tanto aquelas cujas ocorrências dependem de condições climáticas específicas, como a malária e a febre-amarela, quanto aquelas associadas à pobreza e à deficiência na infraestrutura de saneamento e atendimento à saúde, como a cólera e as helmintíases.

Do ponto de vista ambientalista, as doenças parasitárias transmitidas por vectores são associadas à tropicalidade climática. Já, de acordo com uma abordagem socioeconômica, as doenças tropicais são vistas como um reflexo das condições de pobreza, deficiências no sistema de saúde e no saneamento básico, o que amplia o escopo dessas enfermidades para incluir doenças como a amebíase e as protozooses intestinais. Assim, as "doenças tropicais" são resultado da interação entre factores climáticos, biogeográficos, culturais, sociais e económicos, que contribuem para a sua permanência e agravamento (Ferreira, 2003; Agudelo, 1985).

2.3.2.1. Doenças Transmitidas por Vectores

As doenças transmitidas por vectores são causadas por patógenos e parasitas que afectam os seres humanos, representando uma das principais causas de morbidade e mortalidade no mundo. De acordo com a Organização Mundial da Saúde (OMS, 2017), estas doenças correspondem a mais de 17 % de todas as doenças infecciosas, causando anualmente mais de um bilhão de casos e mais de um milhão de óbitos. Estas enfermidades afectam principalmente as populações mais pobres, onde as condições de habitação e de saneamento básico são precárias, contribuindo para o aumento da pobreza e sobrecarga dos sistemas de saúde.

A compreensão da transmissão de doenças por vectores foi estabelecida no final do século XIX e início do século XX, com a descoberta de que certos microrganismos e parasitas só infectam vertebrados após se desenvolverem ou multiplicarem em invertebrados. Os vectores, geralmente invertebrados do filo Arthropoda, como mosquitos, pulgas e piolhos, desempenham um papel crucial na transmissão de doenças como a malária, a doença de Chagas e o tifo (Gubler, 1998).

Tabela 2.3. Principais doenças transmitidas e causadas por vectores, segundo classe, ordem, família e gênero.

Filo	Classe	Ordem/Família	Doença transmitida	Gênero/Espécie
Arthropoda	Insecta	Culicidae (Mosquitos)	Malária	Anopheles
			Filariose bancroftiana	Culex quinquefasciatus
			Dengue, Zika, Chikungunya	Aedes aegypti Aedes albopictus
			Febre-amarela urbana	Aedes aegypti
			Febre-amarela silvestre	Haemagogus, Sabethes
			Outras arboviroses (encefalites, Mayaro, West Nile, etc)	Culex, Aedes, Anopheles, Psorophora, Haemagogus,
		Psychodidae (Flebótomos)	Leishmanioses	Lutzomyia, Phlebotomus
			Doença de Carrión	Lutzomyia
			Febre de Papatasi	Phlebotomus
		Simuliidae (borrachudos)	Oncocercose	Simulium
			Mansanelose	Simulium
		Ceratopogonidae (maruins)	Mansanelose	Culicoides
			Oropouche	Culicoides
		Glossinidae (Tsé-tsé)	Doença do sono	Glossina
		Muscidae (moscas)	Infecções intestinais	Musca domestica
			Berne	Stomoxys, Naivamyia
		Hemiptera Reduviidae (“barbeiros”)	Doença de chagas	Triatoma, Panstrongylus, Rhodnius
		Pulicidae	Peste	Xenopsylla, Pulex
	Tifo murino		Xenopsylla	
	Pediculidae (piochos, chatos)	Tifo exantemático epidêmico	Pediculis humanus, Phtirus pubis	
	Arachnida	Ixodidae (carrapatos)	Febre maculosa	Amblyomma, Dermacentor
			Doença de Lyme	Ixodes
			Babesiose	Amblyomma, Ixodes
Tularemia			Haemaphysalis	
Encefalites virais			Vários gêneros	

Fonte: Oliveira, 2013.

O ciclo de vida dos vectores, assim como dos reservatórios e hospedeiros envolvidos na transmissão de doenças, está intimamente ligado à dinâmica ambiental dos ecossistemas em que habitam, sendo influenciado por variáveis como temperatura, precipitação, humidade e padrões de uso e cobertura do solo. Evidências sugerem que a variabilidade

Segundo a OMS, no período de 2000 a 2013, houve uma redução de 47 % na mortalidade por malária no mundo e estima-se que mais de 700 mil pessoas a cada ano morram. O número estimado de casos de malária caiu de 227 milhões em 2000 para 198 milhões em 2013. Entretanto, durante o mesmo período, a população em risco de contrair malária aumentou em 25 % globalmente e em 43 % na África. Considerar a malária como responsabilidade de todos foi fundamental para a melhoria destes indicadores de mortalidade.

A Malária, enquanto doença parasitária do sangue, decorre da simbiose de dois elementos: o parasita, do género *Plasmódio* e o vector, do género *Anopheles* (mosquito). Nos humanos, o parasita desenvolve-se e multiplica-se, primeiramente, nas células do fígado, passando, de seguida, para os glóbulos vermelhos. A sua multiplicação destrói os glóbulos vermelhos, dando origem a novos parasitas-filhos (designados de merozoítos), que continuam o ciclo, através da invasão de outros glóbulos vermelhos. Com esta “colonização”, ele desenvolve-se, consumindo a hemoglobina das células (Sequeira, 2017).

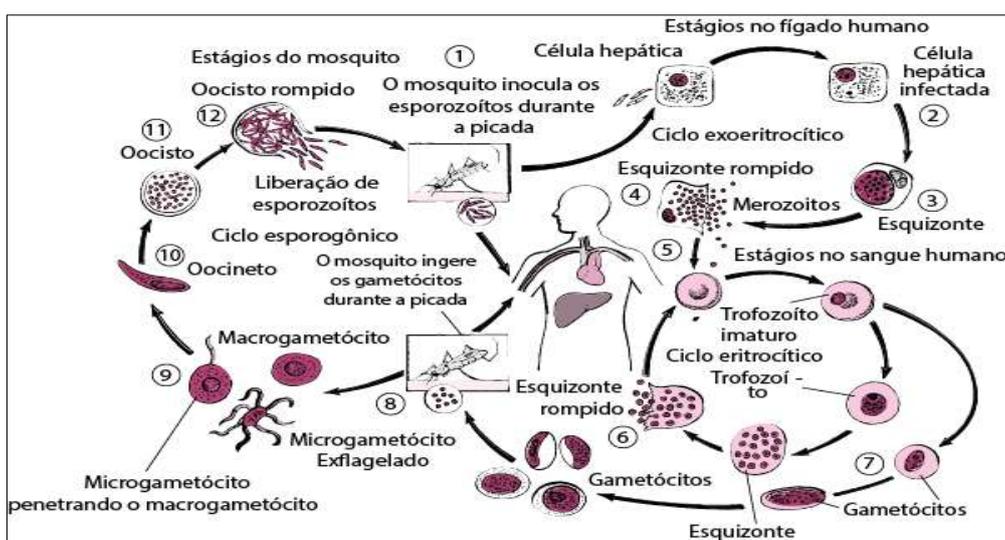


Figura 2.8. Ciclo de vida do *Plasmódio* causador da malária.

Fonte: Pearson, 2019.

A malária está intimamente associada à anemia devido à invasão dos glóbulos vermelhos pelos merozoítos do parasita. No entanto, nem todos os merozoítos invadem os glóbulos vermelhos; alguns se transformam em gametófitos, que circulam na corrente sanguínea periférica. A fêmea do mosquito *Anopheles*, ao picar um ser humano, ingere esses gametófitos, que amadurecem em formas sexuais no seu estômago e se reproduzem, completando os estágios sexuais do ciclo de vida do parasita. Isso resulta na produção de esporozoítos, que se acumulam nas glândulas salivares do mosquito e, durante a próxima

picada, infectam um novo hospedeiro humano. Para que a contaminação ocorra, o ciclo reprodutivo do mosquito e do parasita deve coincidir, o que leva cerca de 14 dias para que a fêmea do mosquito esteja apta a transmitir o parasita ao humano (Packard, 2007; Sinka et al., 2010). Diversos factores influenciam a transmissão da malária, incluindo os hábitos alimentares do *Anopheles* (zoofílico, antropofílico, entre outros) e as condições ambientais favoráveis à sua reprodução, como a presença de superfícies de água, a umidade elevada e o nível de salinidade. A distribuição da malária é predominantemente tropical, mas também se estendeu a algumas áreas temperadas. A doença é mais prevalente em países tropicais com economias em desenvolvimento, onde os sistemas de saúde são deficientes (Packard, 2007; Sinka et al., 2010; Ferreira, 2003).

2.4.1. Factores que Influenciam a Prevalência da Malária

A transmissão e prevalência da malária são amplamente influenciadas por factores meteorológicos, que afectam a ecologia e o comportamento dos vectores, bem como o ambiente em que estes se desenvolvem.

A distribuição e o padrão epidemiológico da malária estão directamente relacionados aos elementos climáticos, como temperatura e precipitação, que influenciam o comportamento dos mosquitos vectores (incluindo espécies, dinâmica populacional, ciclo gonotrófico e sobrevivência) e o desenvolvimento do parasita no mosquito. A temperatura tem um impacto significativo na transmissão da malária, afectando o período esporogónico do *Plasmodium*, o desenvolvimento das fases aquáticas do vector e a fecundidade dos adultos. Temperaturas extremas, tanto altas quanto baixas, podem reduzir a eclosão dos ovos, sendo que a temperatura ideal para a sobrevivência das larvas e pupas é entre 22 e 26 °C. Para o *Anopheles gambiae*, vector principal da malária na África, a temperatura ótima para a eclosão dos ovos varia entre 24 e 30 °C (Impoinvil et al., 2007; Stresman, 2010).

Além disso, o parasita necessita de uma faixa de temperatura específica para seu desenvolvimento no mosquito, com uma faixa entre 25 e 30 °C sendo ideal. No caso do *Plasmodium falciparum*, a transmissão é mais eficiente a temperaturas acima de 22 °C, com a esporogonia completando-se em menos de três semanas. Temperaturas abaixo de 18 °C dificultam a sobrevivência do vector e a conclusão do ciclo esporogónico, tornando a transmissão improvável. Temperaturas superiores a 32 °C resultam em maior mortalidade dos mosquitos, e a sobrevivência do vector se torna impossível a 40 °C (Corrêa, 2013).

A relação entre a malária e a precipitação é complexa, especialmente no que diz respeito à influência na abundância e sobrevivência dos mosquitos vectores. A precipitação pode aumentar a quantidade de criadouros, favorecendo a deposição de ovos e o desenvolvimento das larvas e pupas, além de proporcionar a humidade necessária para a hidratação dos mosquitos, o que aumenta a sua sobrevivência. A intensidade e duração da precipitação também influenciam de maneira diferenciada a reprodução dos mosquitos. Precipitações torrenciais podem arrastar larvas e pupas, interrompendo o seu desenvolvimento, enquanto precipitações fracas podem criar novos criadouros, como valas e alagadiços (Craig et al., 1999; Reiter, 2001; Stresman, 2010). Além disso, factores como baixa renda, migração contínua para áreas de transmissão de malária, condições precárias de habitação e proximidade com ambientes naturais de espécies de *Anopheles* competentes como vectores são riscos adicionais para a transmissão da doença.

2.4.2. Variabilidade Climática e Malária

A variabilidade climática refere-se às flutuações naturais nos padrões climáticos observadas ao longo do tempo e em diferentes escalas espaciais, sendo uma característica intrínseca do sistema climático terrestre. Essa variabilidade inclui variações sazonais e grandes oscilações na circulação atmosférica e oceânica, como o fenómeno El Niño/Oscilação Sul (ENOS). As mudanças climáticas resultam tanto da variabilidade interna do sistema climático quanto de factores externos, naturais e antropogénicos (Nunes e Lombardo, 1995).

A temperatura média global e as variações na precipitação são frequentemente usadas como indicadores dessa variabilidade (Queiroz e Costa, 2012). Quando as variações climáticas são significativas a nível local, podem causar impactos socioeconómicos e afectar a proliferação de vectores de doenças, como a malária. O estudo da variabilidade climática permite compreender a distribuição espacial e temporal da prevalência de doenças infecciosas, destacando a influência do clima nas áreas endémicas (Colher, 2019).

Estudos realizados em diversas regiões, como Gana e Bangladesh, demonstraram que a prevalência da malária está fortemente ligada à variabilidade climática, com factores como temperatura, precipitação e humidade influenciando a transmissão da doença. Pesquisas em locais como Sri Lanka, Quénia, Índia, Ruanda e Malawi correlacionaram a variabilidade climática com a incidência de malária, evidenciando que a variabilidade climática actua como uma força motriz na propagação da doença. A análise da variação climática,

especialmente das mudanças na temperatura e precipitação, é essencial para compreender surtos sazonais ou interanuais de malária (Lindblade, 1999; Bayoh e Lindsay, 2003; Sutherst, 2004; Epstein, 2005; Briet et al., 2008; Hashizume, 2009; Adu-Prah e Tetteh, 2014).

2.4.3. Prevenção a Malária

As medidas de, que incluem eliminação das áreas de reprodução e destruição das larvas em águas paradas onde vivem, são muito importantes. Além disso, as pessoas que vivem ou viajam para áreas onde a malária é prevalente podem tomar precauções para limitar a exposição do mosquito.

Tabela 2.4. Alguns mecanismos de prevenção a malária.

Medidas de Controlo de Mosquitos (Vector)	Medidas de Prevenção Coletiva
Aplicar repelentes de mosquito contendo DEET em áreas expostas da pele	Controlo da vegetação aquática
Usar calças compridas e camisas de manga comprida, principalmente entre o anoitecer e o amanhecer, para proteção contra as picadas do mosquito	Modificação do fluxo da água para evitar a ocorrência de águas paradas
Se a exposição a mosquitos for provavelmente longa ou envolver muitos mosquitos, aplicar piretrina nas roupas antes de usá-las.	Aterro sanitário devidamente contruído e monitorado;
Redução de locais que permitem a proliferação de mosquitos)	Drenagem adequada de água nas comunidades
Tomar medicamentos preventivos (profilaxia contra malária)	Obras de saneamento melhoradas com vista a redução ou eliminação de locais favoráveis a proliferação do vector

Fonte: Pearson, 2019.

2.4.4. Identificação de Áreas em Risco de Epidemia

A ausência de mapas validados e confiáveis, que indiquem claramente os limites das áreas propensas a epidemias, assim como a falta de métodos precisos para estimar o número de pessoas em risco, dificulta a implementação de sistemas eficazes para previsão e detecção precoce de epidemias de malária. Esse cenário também compromete o planeamento antecipado das respostas logísticas necessárias em caso de surtos. Os Sistemas de Informação Geográfica (SIG) têm se mostrado cada vez mais importantes na tomada de

decisões no setor da saúde e estão actualmente sendo avaliados como ferramentas valiosas na determinação do risco de malária, especialmente em áreas vulneráveis a epidemias. A actualização contínua dos mapas, tanto em nível local quanto nacional, é essencial para garantir um mapeamento preciso do risco de malária, que deve ser realizado por meio de sistemas de alerta precoce em nível distrital, focando na análise espacial e temporal da doença. A estratificação do risco de malária deve ser baseada em factores validados localmente, como precipitação, temperatura e outros factores ambientais, sociais e ocupacionais, além dos padrões sazonais. Para que a identificação das áreas de risco seja eficaz, as taxas de morbidade e mortalidade por malária, tanto entre adultos como crianças, devem ser monitoradas continuamente, a fim de ajustar as estratégias de prevenção e resposta (OMS, 2004).

2.4.5. Monitoramento e Vigilância de Epidemias

A previsão, o alerta precoce e a detecção precoce são mecanismos fundamentais para monitorizar e mitigar surtos de malária. Estes mecanismos funcionam de forma complementar, proporcionando uma resposta mais eficaz e atempada. A previsão climática baseia-se em modelos como o ENSO e permite antecipar o risco de epidemias com vários meses de antecedência, oferecendo tempo para planejar a alocação de recursos e medidas preventivas (Thomson et al., 2006).

O alerta precoce depende do monitoramento contínuo de factores climáticos, vulnerabilidade populacional e condições ambientais, identificando com antecedência condições propícias para surtos. Este mecanismo é essencial para direccionar ações preventivas de forma eficaz. Por fim, a detecção precoce consiste na identificação imediata dos primeiros sinais de aumento de casos, permitindo uma resposta rápida que pode limitar a propagação da epidemia. No entanto, a eficácia desse sistema depende da implementação coordenada e célere de medidas de controlo. Embora estes mecanismos sejam eficazes na redução dos impactos da malária, factores imprevisíveis como mudanças climáticas, deslocamentos populacionais e insegurança alimentar exigem uma vigilância contínua e estratégias de resposta adaptativas (Kovats et al., 2003; Bouma e Van der Kaay, 1996; Delacollette, 1999).

2.4.5.1. Indicadores Climáticos

Os indicadores climáticos podem ser usados para prever o momento de uma epidemia iminente de malária. O excesso de precipitação geralmente está associado a epidemias em

áreas áridas e semiáridas onde o factor limitante para a transmissão da malária é a ausência de criadouros. O risco de tais epidemias aumenta em áreas da África onde os membros da *Anopheles gambiae* complexos são os principais vectores: esses vectores eficientes da malária falciparum se reproduzem principalmente em poças de precipitações temporárias próximas a residências humanas. A combinação do aumento das Precipitações e das temperaturas mais altas é particularmente propícia a epidemias de malária em áreas montanhosas e frias desérticas, onde ambos são normalmente factores limitantes para a transmissão. Essas variáveis devem ser monitoradas localmente e validadas em todas essas áreas propensas a epidemias (Delacollette, 1999).

2.4.5.2. Previsão Climática na Vigilância de Epidemias

A capacidade de prever o ENSO e as anomalias climáticas associadas depende da época do ano. A variabilidade climática também é mais previsível em algumas áreas do que em outras. O ENSO e o clima das regiões tropicais e subtropicais são mais previsíveis a partir de junho, quando as previsões podem ser fornecidas com até 10 meses de antecedência, e menos previsíveis por volta de março, quando as previsões podem ser precisas por apenas três meses no máximo. Na África Austral, o pico de precipitações ocorre entre dezembro e janeiro. Em muitos países, os aumentos na transmissão da malária ocorrem ciclicamente ao longo de períodos de 2 a 7 anos. Na Colômbia, Índia, Madagascar, Sri Lanka e Venezuela, essas mudanças foram associadas a condições climáticas alteradas durante o ciclo ENSO (Bouma e Van der Kaay, 1994, 1996; Bouma et al., 1997).

Portanto, onde estiverem disponíveis gratuitamente e rotineiramente, as previsões climáticas sugere-se que possam ser usadas para prever futuras epidemias de malária, dando tempo aos países para garantir a disponibilidade de recursos (treinamento de pessoal, medicamentos, redes mosquiteiras tratadas com inseticida) e aumentar a conscientização da comunidade no caso de uma epidemia na próxima temporada. Os desafios práticos para o uso da previsão climática de longo alcance para a previsão de epidemias de malária são (Goddard et al., 2001):

- i. A necessidade de identificar os factores climáticos locais que favorecem as epidemias e, posteriormente, circunscrever as regiões geográficas onde a previsão de longo prazo é viável; e
- ii. A interação de factores climáticos com outros factores, como a imunidade da população.

A previsão de eventos El Niño ainda é problemática, embora as previsões climáticas sazonais sejam geralmente mais confiáveis durante um evento El Niño devido ao seu efeito marcante no clima. É difícil generalizar sobre a associação entre transmissão de malária, eventos de El Niño e previsão do tempo de médio prazo, uma vez que a transmissão local depende da ecologia das espécies de vectores locais, que podem diferir em sua resposta ao período e quantidade de precipitações (Kovats et al., 2003).

2.5. Predição da Ocorrência de Casos Malária

A predição ou alerta antecipado pode fornecer com base em factores de risco meteorológicos conhecidos (precipitação, temperatura), ambientais, sociais ou ocupacionais (por exemplo, migração, desenvolvimentos agrícolas) e outros indicadores potenciais, a fim de melhorar a preparação e prevenção da epidemia de malária. Com o objectivo de reunir evidências cumulativas para uma resposta precoce e direccionada a uma ameaça epidémica. A informação pode ser usada para atribuir recursos a áreas específicas e para implementar medidas preventivas (Nájera, 1999).

A predição só é possível se:

- i.** Informações suficientes sobre eventos passados estiverem disponíveis;
- ii.** As informações puderem ser quantificadas como dados numéricos;
- iii.** Aspectos do padrão passado forem altamente prováveis de continuar no futuro.

Os indicadores de alerta precoce, como a temperatura e a precipitação, são fundamentais para prever a ocorrência e localização de epidemias, enquanto os indicadores de vulnerabilidade populacional permitem estimar a gravidade dos seus impactos (OMS, 2004). Para serem eficazes, as previsões devem incluir uma estimativa da incerteza preditiva e estar integradas em sistemas de apoio à decisão, desenvolvidos em colaboração com os utilizadores finais. Em algumas regiões, previsões climáticas sazonais permitem antecipar, com 2 a 6 meses de antecedência, períodos de precipitação acima da média, o que pode ser crucial para a preparação das autoridades de saúde. Contudo, a relação entre indicadores climáticos e a incidência da malária é complexa e específica para cada região, sendo necessário estabelecer limiares operacionais individualizados para cada distrito.

Um dos principais desafios na implementação destes sistemas é a escassez de recursos humanos qualificados para interpretar e responder às previsões, especialmente em países tropicais e subtropicais onde a malária é endémica. Esta dificuldade é agravada pela falta de dados fiáveis sobre morbidade e condições climáticas, sobretudo em áreas rurais e

remotas. Além disso, os métodos de validação dos sistemas de previsão ainda não estão padronizados, sendo frequentemente baseados em dados retrospectivos, com limitada utilização de dados prospectivos para avaliar as correlações de forma mais precisa (Nájera, 1999).

2.5.1. Risco de Ocorrência de Casos de Malária em Moçambique

Para a elaboração do risco de casos de malária e diarreias, são considerados os seguintes pressupostos em Moçambique:

- i. Interpretação quantitativa da previsão climática sazonal do INAM;
- ii. Dados de precipitação acumulada de Outubro a Dezembro e de Janeiro a Março (período de 2000 a 2020);
- iii. Dados de casos de malária e diarreias agregados pelos trimestres de Outubro a Dezembro e de Janeiro a Março (período de 2000 a 2020).

A metodologia geralmente utilizada para obtenção de um mapa de risco descreve-se na Figura abaixo:

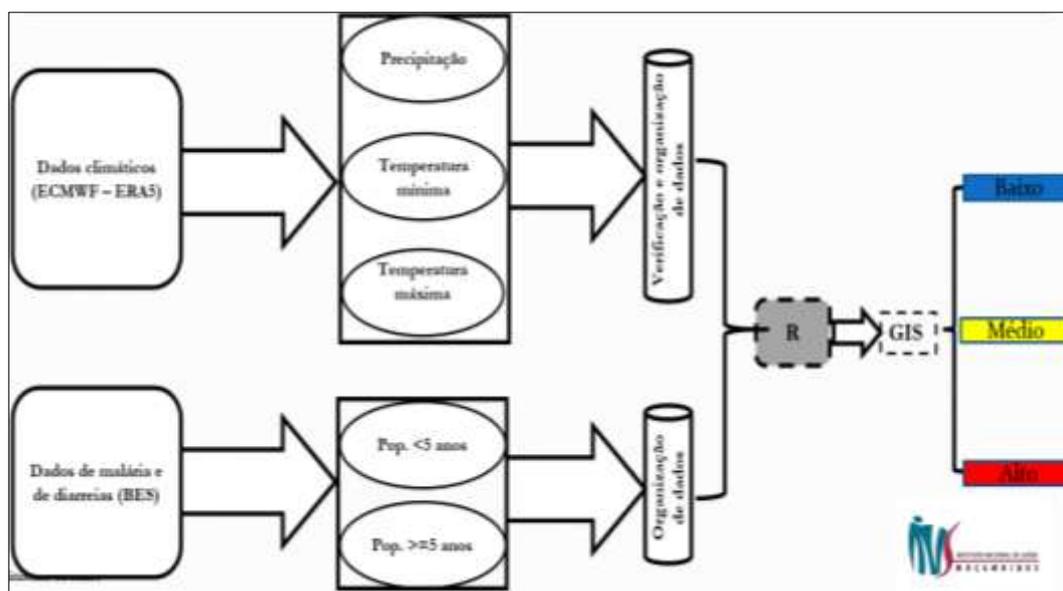


Figura 2.9. Fluxograma da metodologia de predição de casos de Malária.

Fonte: José, 2022.

O Software R é usado para organização e processamento de dados climáticos e de saúde, análise de correlações entre as variáveis de precipitação, temperaturas mínimas, média, máxima do ar, humidade relativa do ar, número de dias húmidos consecutivos e casos positivos confirmados da malária. Para além disso, o Software R é usado para modelar a

incidência da malária influenciada pela variabilidade das variáveis climáticas em estudo. São usados também dados diários da precipitação total, temperaturas mínimas, média e máxima do ar, humidade relativa do ar e número de dias húmidos consecutivos (José, 2021). Relativamente aos dados de saúde, são usados dados de casos positivos semanais da malária. A fonte desses dados foram os relatórios epidemiológicos semanais (BES) que são rotineiramente produzidos pelo Ministério da Saúde.

As análises estatísticas da tendência e das correlações de 5 variáveis climáticas (precipitação, temperaturas mínimas, média e máxima do ar e humidade relativa do ar) e de saúde (casos positivos da malária para menores de 5 anos e igual ou superior a 5 anos de idade) é determinada através do cálculo do coeficiente de correlação de Pearson (r) (Equação 2.2).

Portanto, este coeficiente assume a escala de valores entre -1 e 1. Os valores negativos do coeficiente significam que as variáveis estão relacionadas inversamente, isto significa que, se uma variável aumenta a outra diminui. Os valores positivos indicam que quando uma variável aumenta, a outra também aumenta. Valores próximos de zero indicam que existe uma associação linear fraca, e valores próximos dos extremos (-1 ou 1) sugerem a existência de uma relação linear forte das variáveis em estudo (Mukaka, 2012; Schober e Schwarte, 2018).

Neste âmbito, para a modelação de possíveis casos novos da malária são identificadas as defasagens de precipitação, temperaturas mínima e máxima do ar, humidade relativa do ar e de número de dia húmidos consecutivos com maior correlação positiva ou negativa através do Coeficiente de Correlação de Pearson (r) e foram inseridas no Modelo Aditivo Generalizado (GAM) para estimar possíveis novos casos positivos da malária, o GAM é um extenso e robusto modelo matemático pela sua capacidade de adição de funções lineares e não lineares e ajuste de um conjunto de dados climáticos com distribuições não lineares (José, 2021).

2.6. Análise Multicritério e Análise Hierárquica

A **Análise Multicritério (AMC)** e o **Processo de Análise Hierárquica (AHP)** são metodologias amplamente reconhecidas para a resolução de problemas complexos que envolvem múltiplos critérios, sendo especialmente eficazes quando integradas aos Sistemas de Informação Geográfica (SIG) (Malczewski, 1999). Estas abordagens são

frequentemente utilizadas para apoiar decisões espaciais relacionadas a problemas ambientais, planejamento urbano e gestão de recursos naturais.

A AMC é uma técnica que permite avaliar e comparar alternativas com base em múltiplos critérios que, por vezes, podem ser conflitantes (Malczewski, 2006). No contexto dos SIG, a AMC é integrada como uma ferramenta de apoio à decisão, permitindo a análise e a combinação de diferentes camadas de informação geográfica para identificar áreas que melhor atendam aos objetivos estabelecidos. Esta abordagem é particularmente útil na identificação de locais ideais para projetos de infraestrutura, gestão ambiental e avaliação de riscos (Jankowski, 1995).

A AMC utiliza métodos de ponderação para atribuir diferentes níveis de importância aos critérios considerados. As camadas de informação espacial são normalizadas e combinadas segundo esses pesos, permitindo gerar mapas temáticos que destacam as áreas mais adequadas para a tomada de decisão (Malczewski, 2004).

A AMC, a equação fundamental para calcular a pontuação final de cada alternativa baseia-se na combinação linear ponderada (Weighted Linear Combination - WLC). A equação é expressa da seguinte forma:

$$S = \sum_{i=1}^n (w_i \times x_i) \quad \text{(Equação 2.6)}$$

Cada elemento da equação tem uma função essencial:

- S – É o valor final que representa a "pontuação de adequação" de uma alternativa. Essa pontuação é comparada com outras alternativas para identificar a melhor decisão.
- w_i – Representa o peso atribuído ao critério i , que indica a sua importância relativa no processo de decisão. A soma de todos os pesos geralmente deve ser igual a 1 (ou 100 %).
- x_i – É o valor padronizado (normalizado) do critério i para a alternativa analisada. A normalização é crucial para que os critérios, mesmo com unidades diferentes (como altitude em metros ou precipitação em mm), possam ser comparados na mesma escala.
- n – Refere-se ao número total de critérios considerados na análise.

2.6.1. Processo de Análise Hierárquica (AHP)

O AHP, desenvolvido por Thomas L. Saaty (1980), é uma técnica específica dentro da AMC que organiza o processo decisório em uma estrutura hierárquica. Essa estrutura é composta por três níveis principais: (i) objectivo principal; (ii) critérios de avaliação; e (iii) alternativas ou opções disponíveis. Cada elemento da hierarquia é comparado par a par utilizando uma escala que varia de 1 (importância igual) a 9 (importância extrema de um elemento sobre o outro) (Saaty, 1980).

O AHP é amplamente utilizado na avaliação de critérios qualitativos e quantitativos, sendo eficaz para integrar percepções subjetivas na análise. Essa metodologia permite calcular um índice de consistência para verificar a coerência das comparações efetuadas, assegurando que os pesos atribuídos sejam consistentes e reflitam adequadamente as prioridades do tomador de decisão (Saaty, 2008).

2.6.2. Integração de AMC e AHP em SIG

A integração do AMC e AHP em plataformas SIG, como o ArcMap, é particularmente eficaz para análises espaciais complexas. Essa combinação permite associar dados geográficos a critérios de decisão, facilitando a criação de mapas que representam a aptidão ou vulnerabilidade de uma região para um determinado fenómeno (Malczewski, 2006). Por exemplo, no planeamento urbano, essa abordagem pode identificar áreas com maior potencial para desenvolvimento habitacional com base em factores como acessibilidade, disponibilidade de infraestruturas e riscos ambientais (Jankowski & Richard, 1994).

Essa integração também é amplamente utilizada na gestão ambiental para identificar áreas prioritárias para conservação, avaliar riscos de deslizamento de terras ou determinar zonas críticas para intervenções de mitigação de desastres naturais (Chen et al., 2010).

2.6.3. Aplicações Práticas

Diversos estudos demonstram a eficácia da AMC e do AHP em SIG. Por exemplo, Jankowski & Richard (1994) exploraram a utilização do AHP para determinar a localização ideal de infraestruturas públicas, destacando a capacidade do método em integrar múltiplas variáveis ambientais e sociais. Já Chen et al. (2010) aplicaram essa abordagem na avaliação de áreas vulneráveis a desastres naturais, demonstrando como a integração com SIG permite uma visualização clara e eficaz dos resultados, facilitando a tomada de decisão por gestores públicos e técnicos.

3. ÁREA DE ESTUDO

3.1. Localização Geográfica

Moçambique localiza-se na zona austral e na costa oriental de África, com uma superfície aproximada de 799.380 km². O país faz fronteira com a Tanzânia a norte, Malawi, Zâmbia, Zimbabwe e África do Sul a ocidente, Swazilândia e África do Sul a sul, e é banhado pelo Oceano Índico a leste, ao longo de uma extensa faixa costeira de cerca de 2.515 km (Arroz, 2016). Administrativamente, Moçambique é composto por 11 províncias, agrupadas em três regiões: Norte (Niassa, Cabo Delgado e Nampula), Centro (Zambézia, Tete, Sofala e Manica) e Sul (Inhambane, Gaza, Maputo e Cidade de Maputo).



Figura 3.1. Localização Geográfica de Moçambique.

Fonte: Autor (2022), dados fornecidos pelo DNGRH, no âmbito do projeto da FAO (2007).

3.2. Características Climáticas

Segundo MICOA (2002) e Macie (2016) o clima de Moçambique é tropical, caracterizado por duas estações bem distintas: uma estação fria e seca, de Maio a Setembro e outra quente e húmida entre Outubro e Abril. A maior parte do território localiza-se na zona intertropical,

tornando um clima do tipo tropical com quatro variações – tropical húmido, tropical seco, tropical semiárido e climas modificados pela altitude, podemos observar na Figura 3.2.



Figura 3.2. Distribuição da tipologia do clima em Moçambique baseada no sistema de classificação climática de Köppen-Geiger.

Fonte: Autor (2022), dados fornecidos pelo DNGRH, no âmbito do projeto da FAO (2007).

As condições hidroclimáticas desempenham um papel crucial na distribuição geográfica dos seres vivos, sendo a temperatura e a precipitação factores ecológicos limitantes. A malária, uma doença infecciosa provocada por parasitas do género *Plasmodium*, é prevalente em regiões tropicais e subtropicais, onde condições climáticas favoráveis — como elevada pluviosidade, temperaturas adequadas e ambientes propícios à formação de criadouros — favorecem a proliferação dos mosquitos vectores (Baracho, 2013; Silva e Silva, 2017). Em Moçambique, a malária é endémica devido a factores climáticos, como temperaturas elevadas e padrões de precipitação que criam condições ideais para a reprodução dos vectores, além de factores socioeconómicos, como a pobreza e o acesso limitado a medidas preventivas. O pico de transmissão ocorre geralmente durante ou após períodos chuvosos, reflectindo a influência das variações sazonais na propagação da doença (Mabunda, 2006).

O clima afecta a incidência da malária ao influenciar a ecologia e o comportamento dos vectores, bem como o desenvolvimento do parasita no seu interior. Elementos

meteorológicos, como temperatura e precipitação, condicionam a dinâmica populacional dos mosquitos, o ciclo gonotrófico e a taxa de sobrevivência, impactando directamente o padrão epidemiológico da malária (Corrêa, 2013).

a) Distribuição Espacial da Temperatura e Precipitação

Em Moçambique, a precipitação anual varia entre 300 e 1500 mm, principalmente no período de verão, entre Outubro e Abril, com Janeiro a registar os maiores índices pluviométricos. As regiões Centro e Norte apresentam níveis de precipitação mais elevados, situando-se entre 800 mm e 1200 mm por ano, enquanto o Sul é geralmente mais seco, com valores que diminuem de cerca de 800 mm na faixa costeira para aproximadamente 300 mm no interior, particularmente na região de Pafuri, província de Gaza. As temperaturas médias anuais variam entre 25 °C e 27 °C no verão e entre 20 °C e 23 °C no inverno, sendo influenciadas por factores como latitude, continentalidade e relevo. As temperaturas aumentam à medida que se aproximam das menores latitudes. As temperaturas máximas mais elevadas, que podem atingir entre 38 °C e 40 °C, ocorrem entre Dezembro e Fevereiro, enquanto Junho e Julho são os meses mais frios (MICOA, 2003).

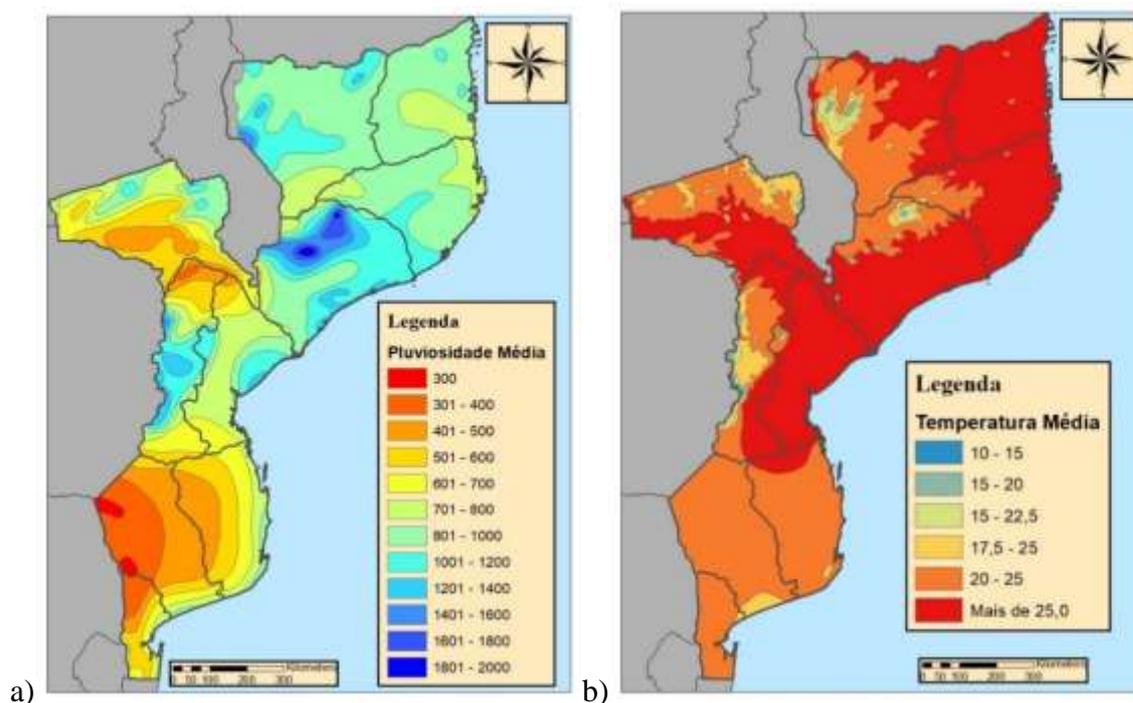


Figura 3.3. Distribuição da precipitação (a) e Distribuição da Temperatura (b).

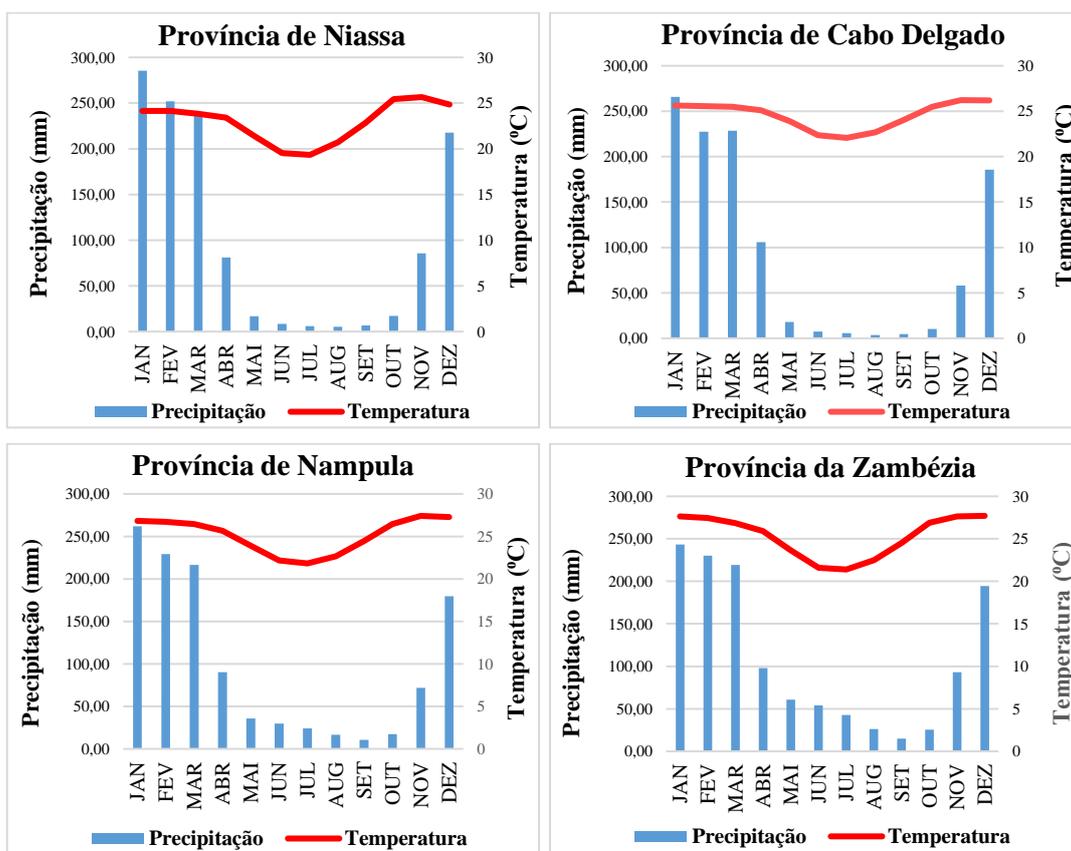
Fonte: Autor (2022), dados fornecidos pelo DNGRH, no âmbito do projeto da FAO (2007).

A transmissão da malária está directamente relacionada à sobrevivência e reprodução do mosquito vector, bem como às condições ambientais que influenciam o ciclo de vida do

parasita. A temperatura e a humidade são factores determinantes para a replicação e maturação do *Plasmodium*. Temperaturas elevadas reduzem o período de incubação extrínseca no mosquito, aumentando assim a proporção de vectores infecciosos. A precipitação também desempenha um papel crucial, uma vez que os mosquitos apresentam estágios aquáticos no seu ciclo de vida (ovo, larva e pupa), sendo a presença de água essencial para o seu desenvolvimento. Embora os criadouros dependam, em grande parte, do regime pluviométrico, a convivência dos mosquitos com os seres humanos facilita o acesso a reservatórios de água, mesmo fora da época chuvosa (Corrêa, 2013).

b) Distribuição Temporal da Temperatura e Precipitação

A precipitação ocorre maioritariamente durante o verão, entre os meses de outubro e abril, com o mês de janeiro sendo o mais chuvoso. Verificam-se menores temperaturas nas regiões mais altas e a oeste do país, que se situam, de norte para sul, nas províncias do Niassa, Zambézia, Tete, Manica e Maputo. As temperaturas mais elevadas registam-se entre Dezembro e Fevereiro, os meses de Junho e Julho são os mais frios.



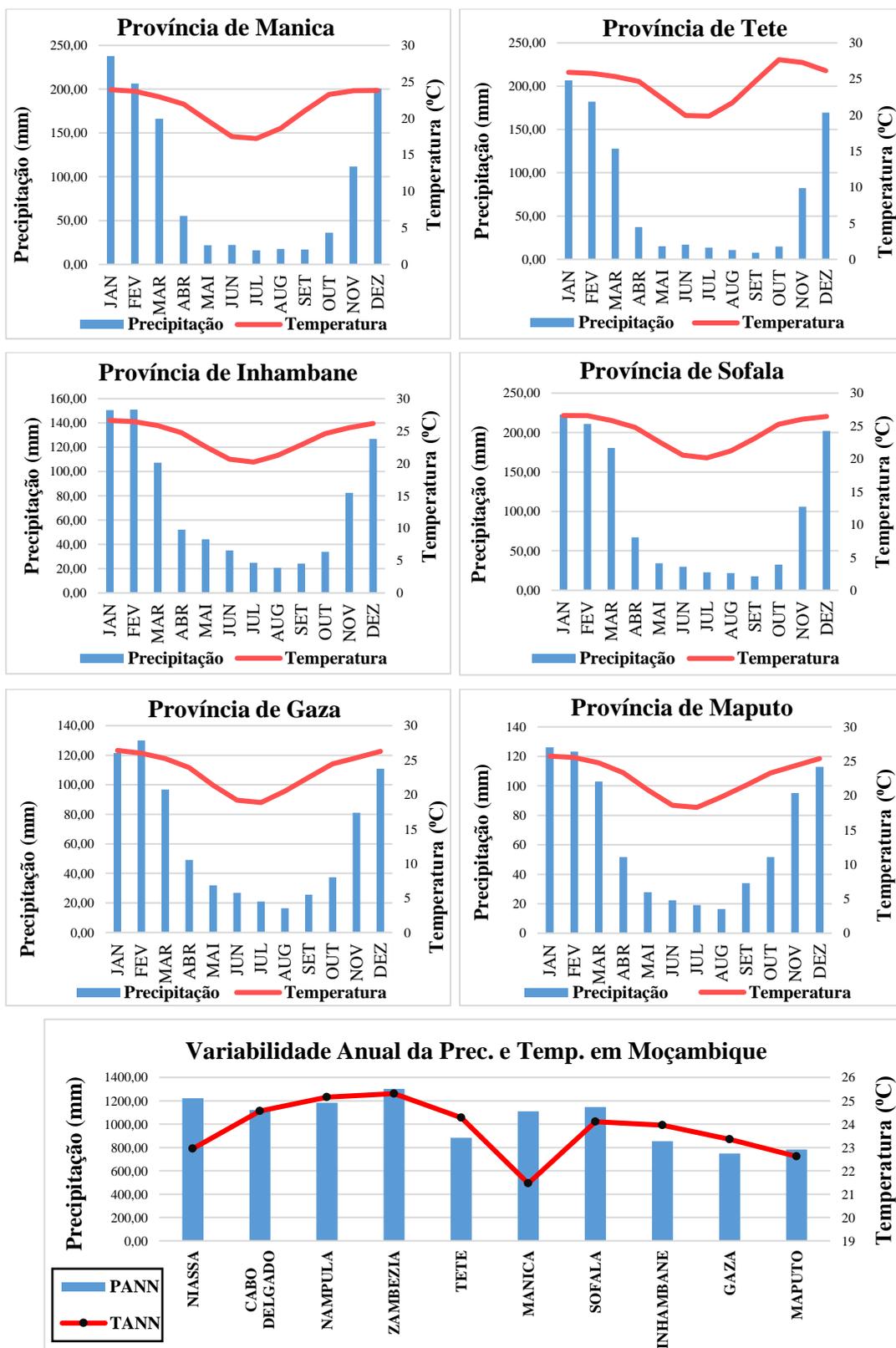


Figura 3.4. Distribuição temporal da precipitação e temperatura por Províncias de Moçambique.

Fonte: Autor com base em dados fornecidos pelo DNGRH, 2022.

3.3. Características Fisiológicas

3.3.1. Relevo

O relevo de Moçambique apresenta uma variação significativa, influenciando directamente o clima e a distribuição térmica no país. As regiões mais elevadas, situadas sobretudo a oeste, registam temperaturas mais baixas, com médias anuais entre 18 e 20 °C nas zonas montanhosas, enquanto as regiões centrais e planálticas apresentam valores entre 22 e 24 °C. Nas áreas mais a leste e no interior do sul do país, as temperaturas médias variam entre 24 e 26 °C (MICOA, 2005). As variações altimétricas também influenciam a distribuição e densidade dos vectores da malária, com menores temperaturas a limitar a sua proliferação em áreas montanhosas, enquanto em regiões de menor altitude, a disponibilidade de água superficial tende a condicionar o crescimento populacional dos vectores, com picos de densidade durante a estação chuvosa e períodos de irrigação agrícola (Kulkarni et al., 2006).

O território moçambicano caracteriza-se por uma transição gradual do litoral para o interior, passando de planícies costeiras para planaltos e montanhas. Os planaltos, que ocupam cerca de dois terços do país, distinguem-se em planaltos médios (200 a 500 metros) e altiplanaltos (500 a 1000 metros). Destacam-se formações como o Planalto da Zambézia, o Planalto da Angónia (com altitudes superiores a 1000 metros), o Planalto da Marávia, o Planalto de Chimoio, o Planalto de Lichinga e o Planalto de Mueda. As principais cadeias montanhosas localizam-se nas regiões ocidentais do centro e norte, com elevações que ultrapassam os 1000 metros, podemos observar a disposição espacial do relevo na Figura 3.5 abaixo.

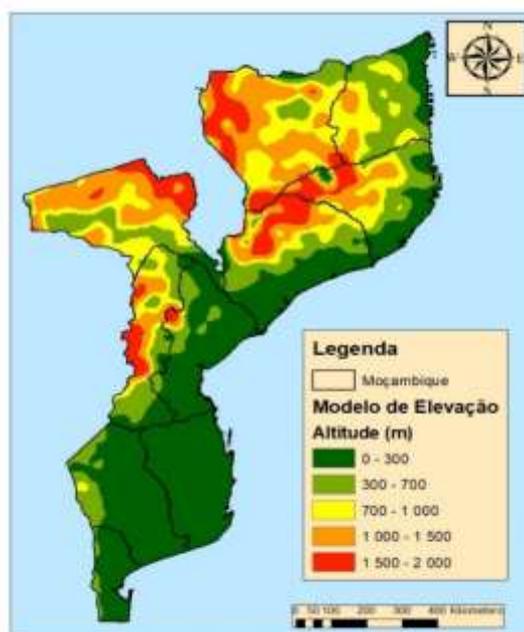


Figura 3.5. Disposição do relevo em Moçambique.

Fonte: Autor (2022), dados fornecidos pelo DNGRH, no âmbito do projeto da FAO (2007).

3.3.2. Vegetação

Moçambique, esta na região florística sudano-zambezíaca, apresenta uma diversidade significativa de formações vegetais, incluindo associações hidrófilas, mesófilas e xerófilas, bem como florestas e savanas arbóreas e arbustivas. A distribuição e composição da vegetação são influenciadas por diversos factores ambientais, como latitude, relevo (alternância entre terras altas e depressões), continentalidade, tipo de solo, disponibilidade hídrica e grau de intervenção humana. As florestas mesófilas-subequatoriais destacam-se pelo elevado porte das suas árvores, que podem atingir até 35 metros de altura. Estas formações encontram condições ideais para o seu desenvolvimento no norte do país e ao longo da faixa litoral, devido à elevada humidade e pluviosidade característica dessas regiões (Albino, 2012).

Segundo Albino (2012), a cobertura vegetal de Moçambique, que abrange florestas altas e baixas, matagal, pradarias arborizadas e mangais, ocupa aproximadamente 62 milhões de hectares, representando cerca de 78 % da superfície total do território. As florestas produtivas, que correspondem a 20 % dessa área, estão concentradas sobretudo nas províncias do centro e norte do país, incluindo o norte da província de Tete. A Figura 3.6 faz uma representação da cobertura vegetal.

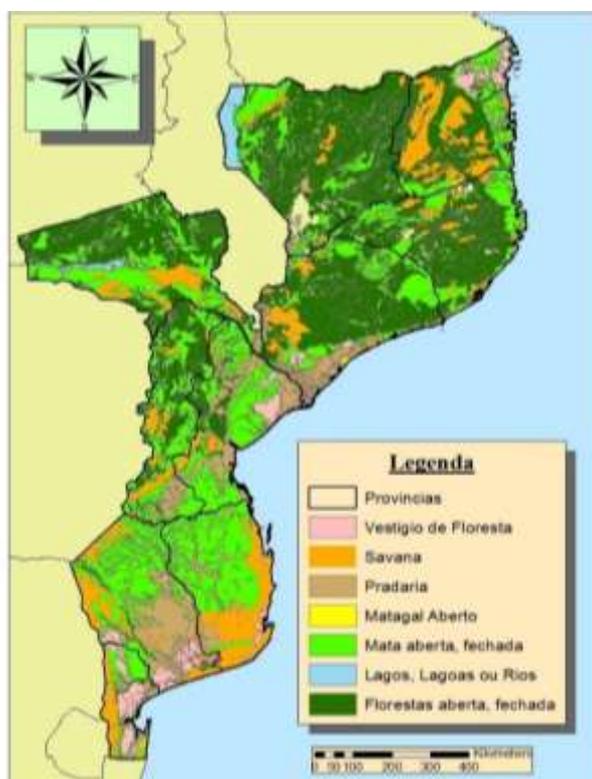


Figura 3.6. Distribuição da vegetação em Moçambique.

Fonte: Autor (2022), dados fornecidos pelo DNGRH, no âmbito do projeto da FAO (2007).

De acordo com Mabunda (2006), os criadouros de mosquitos podem ser habitats naturais ou locais específicos, como buracos em árvores e axilas de plantas. Estes insetos depositam os ovos preferencialmente em águas pouco poluídas e ricas em matéria orgânica, como folhas em decomposição e algas.

Determinadas espécies, como *Anopheles arabiensis* e *Anopheles gambiae*, desenvolvem-se em poças temporárias formadas pela precipitação, enquanto outras preferem ambientes salinos ou pântanos. Factores como exposição solar, sombra e vegetação emergente influenciam a proliferação das espécies vectores. Piscinas permanentes com plantas aquáticas são propícias ao desenvolvimento de alguns anofelinos, sobretudo em regiões com precipitação abundante. As larvas de *Anopheles* são encontradas em ambientes variados, incluindo pântanos de água salgada, mangais, arrozais, valas com vegetação, margens de córregos e rios, além de pequenas poças temporárias. Enquanto algumas espécies preferem habitats abertos e ensolarados, outras desenvolvem-se apenas em áreas sombreadas, como florestas ou buracos em árvores (Mabunda, 2006).

3.3.3. Hidrologia

De Norte para Sul, as principais bacias hidrográficas que drenam o país são: Rovuma, Messalo, Montepuez, Lúrio, Monapo, Ligonha, Licungo, Zambeze, Púnguè, Búzi, Save, Govuro, Inharrime, Limpopo, Incomáti, Umbeluzi, Tembe e Maputo. Os grandes cursos de água moçambicanos são de abastecimento predominantemente pluvial de regime periódico, apesar de a maioria dos seus afluentes serem de regime ocasional, a maior parte dos rios de Moçambique corre de oeste para leste devido à configuração do relevo, atravessando sucessivamente montanhas, planaltos e planícies e desaguando no Oceano Índico.

Os principais rios de Moçambique têm suas nascentes nos países vizinhos, exceto no norte do país onde a maioria das nascentes tem a sua bacia hidrográfica totalmente em Moçambique. As oscilações do caudal dos rios ao longo do ano são condicionadas, por factores climáticos, registrando os caudais máximos na época das Precipitações e os mínimos na estação seca. Nas terras altas os rios possuem grande capacidade erosiva e constituem cascatas (Muchangos, 1999).

3.3.4. Tipologia do Solo

As condições geológicas e o tipo de clima são factores que influenciam bastante nas características dos solos, apresentando entre eles, uma notória diferenciação.

Tabela 3.1. Tipologia de solos em Moçambique.

Região	Tipologia do Solo
Norte	Predominam os solos argilosos, variando entre franco argiloso-avermelhado que ocupam a maior área, os solos argilosos vermelhos e acastanhados profundos. No litoral da região Norte, a presença de rochas do fanerozoico deram origem aos solos arenosos de dunas costeiras e de origem fluvial
Centro	Predominam os franco-argilo-arenosos avermelhados, mas existem consideráveis extensões de solos franco-argilo-arenosos acastanhados ao Sul da província de Tete.
Sul	Predominam os solos arenosos de baixo poder de retenção de água. Ao longo da fronteira e associando-se à cadeia dos Libombos, existem solos delgados, poucos profundos.

Fonte: Adaptado pelo autor com base em dados do MICOA, 2002.

De acordo com Sigrist (2018) e a FAO (2022), os solos arenosos apresentam maior proporção de areia, enquanto os argilosos possuem maior concentração de argila. O solo arenoso caracteriza-se por sua elevada porosidade e permeabilidade, permitindo uma rápida percolação da água, resultando numa baixa capacidade de retenção hídrica. Essa característica deve-se ao maior tamanho dos grãos, que ao se tocarem formam espaços que facilitam a drenagem.

Por outro lado, o solo argiloso possui grãos significativamente menores e mais coesos, o que reduz sua permeabilidade e aumenta a retenção de água e sais minerais, fundamentais para a fertilidade do solo e o crescimento das plantas. No entanto, solos com excesso de argila podem reter água em demasia, tornando-se suscetíveis ao encharcamento e favorecendo a proliferação de vectores de doenças, como mosquitos. Os solos arenosos, contendo cerca de 70 % de areia, tendem a secar rapidamente devido à elevada porosidade, permitindo que a água se infiltre facilmente até camadas mais profundas (FAO, 2022). A distribuição da tipologia do solo em Moçambique pode ser observada na figura abaixo.

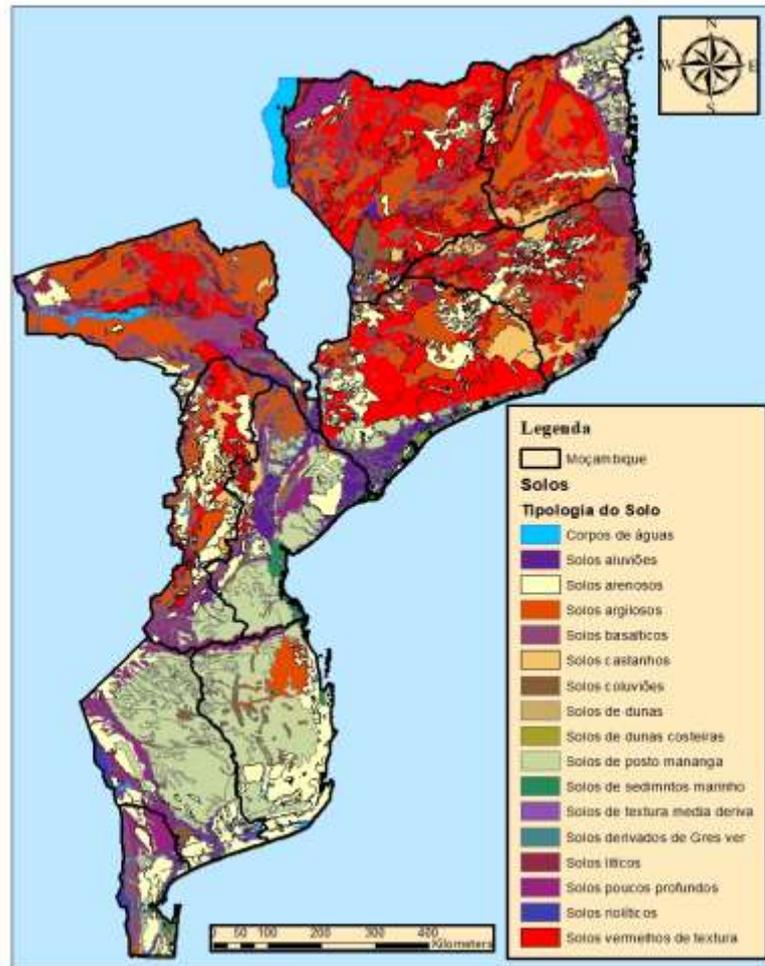


Figura 3.8. Distribuição espacial da tipologia dos solos.

Fonte: Autor (2022), dados fornecidos pelo DNGRH, no âmbito do projeto da FAO (2007).

3.4. Áreas de Maior Incidência de Malária

Segundo Arroz (2016), a malária é uma doença endémica em Moçambique, sendo responsável por cerca de 45 % dos atendimentos nas consultas externas e 56 % das internações nas enfermarias pediátricas. As províncias da Zambézia e Nampula registam as maiores prevalências (55,2 % e 42,2 %, respetivamente), enquanto Maputo Cidade e Maputo Província apresentam os índices mais baixos (2,5 % e 4,8 %).

Os principais vectores da malária no país pertencem aos grupos *Anopheles funestus* e *Anopheles gambiae*, sendo o *Plasmodium falciparum* o parasita predominante, responsável por aproximadamente 90 % das infeções. A elevada endemicidade está associada a factores climáticos e ambientais favoráveis à reprodução do vector, bem como a condições socioeconómicas precárias, como pobreza, habitações inadequadas e acesso limitado a medidas preventivas. Embora as intervenções de controlo tenham registado progressos —

incluindo a distribuição de mais de 2,2 milhões de redes mosquiteiras e uma cobertura significativa de redes para gestantes (89 %) e pulverização intradomiciliar (79 %) — o primeiro semestre de 2014 registou 3.297.386 casos e 1.937 óbitos, um aumento de 41 % em relação ao período homólogo de 2013. No entanto, verificou-se uma ligeira redução de 2 % na mortalidade por malária no mesmo período (Arroz, 2016).

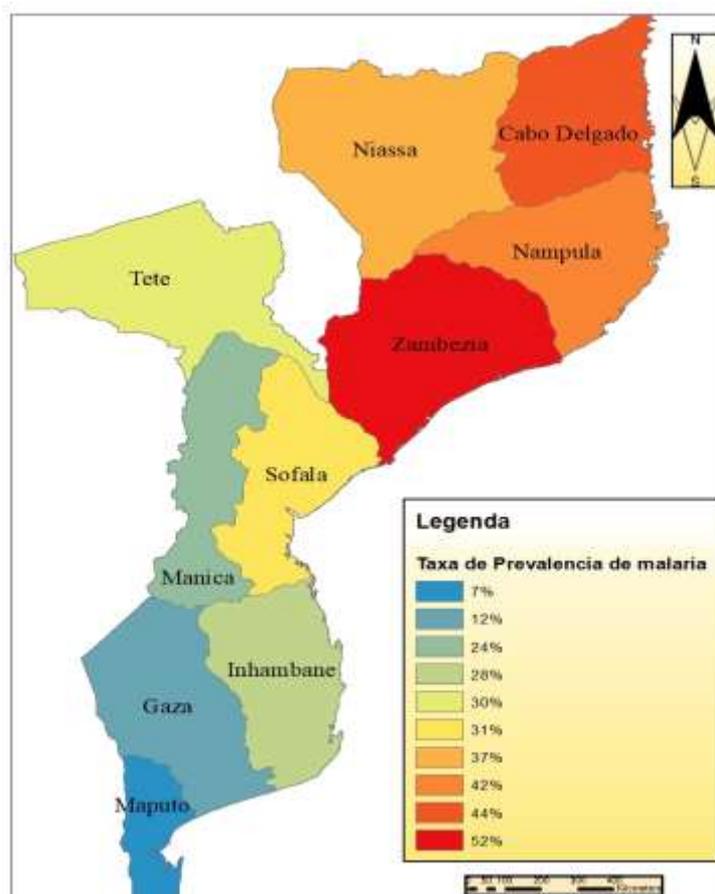


Figura 3.9. Prevalência da malária por províncias de Moçambique em 2011.

Fonte: Adaptado pelo Autor (2022), com dados de Arroz, 2016.

As províncias de Nampula e Zambézia, as mais afetadas pela malária, estão localizadas em áreas costeiras, onde factores climáticos e socioeconômicos favorecem a transmissão da doença, sendo também as províncias mais populosas. Estudos indicam que a dinâmica de transmissão é mais intensa em regiões costeiras de África. Em Moçambique, foi registado um padrão epidémico desde Janeiro de 2014, com pico em Abril, frequentemente associado a alterações no sistema eco epidemiológico, como chuvas excessivas, falhas nas medidas de prevenção ou resistência dos mosquitos aos inseticidas. A escassez de dados impede uma análise precisa da influência dos factores climáticos, sendo possível que a porção "não observada" da doença seja maior do que a visível nas consultas clínicas (Arroz, 2016).

3.5. Redes Sanitárias

As doenças infecciosas, como malária, SIDA, diarreia, infecções respiratórias, sarampo, tuberculose e parasitoses intestinais, são as principais causas de morbidade e mortalidade, exacerbadas pela subnutrição, pobreza, iliteracia e falta de acesso a água potável e saneamento básico. Doenças crónicas, como hipertensão, acidente vascular cerebral, doenças cardíacas isquémicas e insuficiência respiratória crónica, também têm aumentado, exigindo adaptações no sistema de saúde. Os traumas, incluindo agressões, acidentes de viação, quedas, envenenamentos e outros, representam um problema significativo, com uma resposta ainda insuficiente no sistema de saúde (Conceição, 2011). O Sistema Nacional de Saúde (SNS) é organizado em quatro níveis de atenção:

- **Nível primário (I):** Composto por Centros de Saúde, responsáveis pela execução da estratégia de Cuidados de Saúde Primários (CSP). São o primeiro ponto de contacto da população com os serviços de saúde e asseguram a cobertura sanitária de uma zona geográfica definida.
- **Nível secundário (II):** Inclui Hospitais Distritais, Rurais e Gerais, prestando Cuidados de Saúde Secundários. Este nível serve como referência para os pacientes que não encontram tratamento nos Centros de Saúde.
- **Nível terciário (III):** Composto por Hospitais Provinciais, que são a referência para os pacientes que não têm soluções nos Hospitais Distritais, Rurais e Gerais.
- **Nível quaternário (IV):** Composto pelos Hospitais Centrais e Hospitais Especializados, que prestam cuidados altamente diferenciados e especializados, sendo a última referência para casos que não podem ser resolvidos nos níveis anteriores.



Figura 3.10. Distribuição da rede Sanitária por nível em Moçambique.

Fonte: Inventário Nacional de Infra-estruturas de Saúde, Serviços e Recursos, 2007.

O Plano Estratégico do Sector da Saúde afirma que “apenas 50 % da população tem acesso a um nível aceitável de cuidados de saúde e somente 36 % têm acesso a cuidados de saúde num raio de 30 minutos das suas casas. No entanto, é de referir que cerca de 30 % da população não tem possibilidade de aceder a qualquer tipo de serviços de saúde (Conceição, 2011).

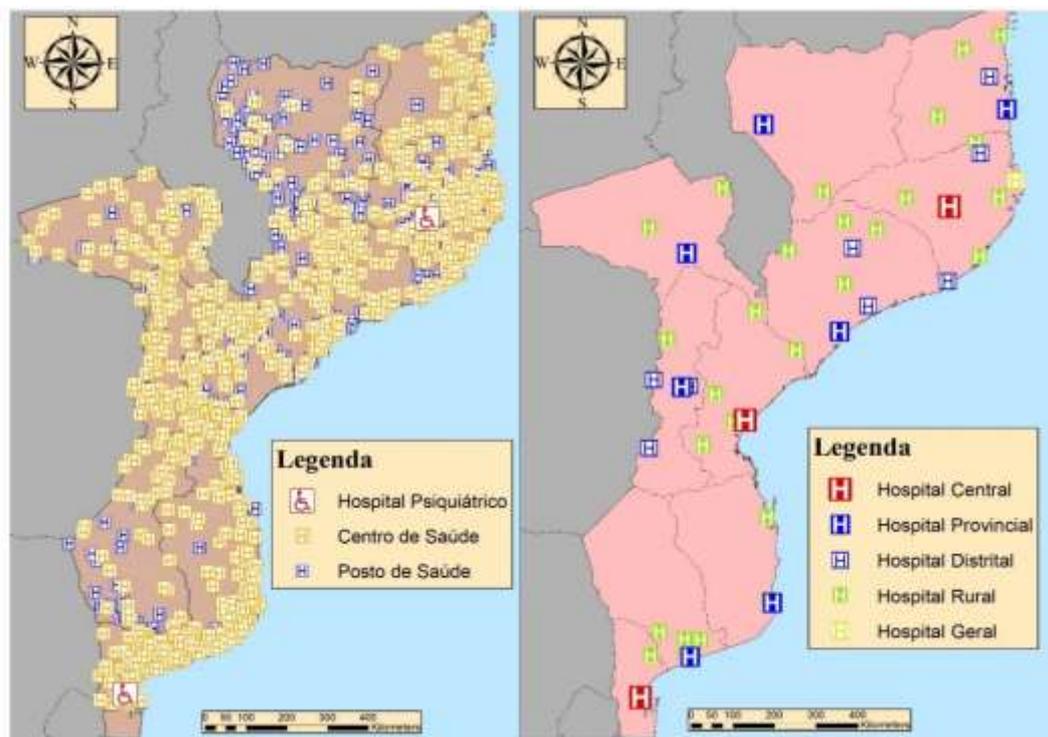


Figura 3.11. Distribuição espacial da rede Sanitária.

Fonte: Autor (2022), dados fornecidos pelo DNGRH, no âmbito do projeto da FAO (2007).

3.6. Saneamento do Meio

O saneamento é o controlo dos factores ambientais que impactam o bem-estar físico, mental e social, envolvendo ações políticas, económicas e socioculturais para garantir um ambiente saudável. Contribui para a saúde pública preventiva, reduzindo a procura por serviços de saúde e o risco de doenças, o que diminui a mortalidade, especialmente infantil. A maioria dos problemas sanitários a nível global está relacionada com o ambiente. A malária, por exemplo, é uma doença ligada a condições inadequadas de saneamento. Em Moçambique, a falta de sistemas adequados de saneamento, particularmente em áreas de populações vulneráveis, tem agravado o quadro epidemiológico. O ambiente doméstico inadequado é responsável por cerca de 30 % das doenças em países em desenvolvimento, tornando o saneamento essencial na prevenção (Namicano, 2020). A qualidade das habitações e a sua localização têm impacto na saúde pública, especialmente em zonas com elevada

concentração de vectores como mosquitos, que transmitem doenças como a malária. Moradias com materiais inadequados favorecem a proliferação de roedores e mosquitos, tornando essencial a promoção da higiene doméstica (Ribeiro & Rooke, 2010).

Embora se registrem progressos nas zonas urbanas, grande parte da população suburbana em Moçambique ainda não tem acesso a água potável e saneamento adequado. A cobertura é baixa, especialmente nas zonas rurais do norte e centro do país, onde doenças como diarreias e malária são mais frequentes. Apenas 30,6 % das famílias tinham acesso a saneamento seguro em 2012 (Sardinha, 2015). As condições climáticas de Moçambique, propensas a cheias, ciclones e depressões tropicais, frequentemente destroem infraestruturas de saneamento agravando ainda mais os desafios do saneamento básico.



A.



B.



C.

Figura 3.12. Valas de drenagem num estado deplorável no bairro da Mafalala em Maputo (A); Vala de drenagem precária na Beira (B) e condições de saneamento degradadas em Nampula (C).

Fonte: O País, 2016; TVM, 2022; Wamphulafax, 2022.

4. MATERIAIS E MÉTODOS

Este estudo foi realizado através de uma pesquisa documental e análise de dados históricos, utilizando informações sobre precipitação, temperatura e casos de malária. Nesta seção, descrevem-se os métodos adotados para a coleta dos dados e a elaboração de um mapa de risco para a ocorrência de casos de malária, com o apoio das ferramentas *Forecast Interpretation Toolkit* e ArcMap. A Figura 4.1 apresenta o fluxograma, que ilustra a estrutura geral adotada para atingir os objetivos do estudo, destacando as etapas necessárias para alcançar os resultados, os quais serão detalhados a seguir.

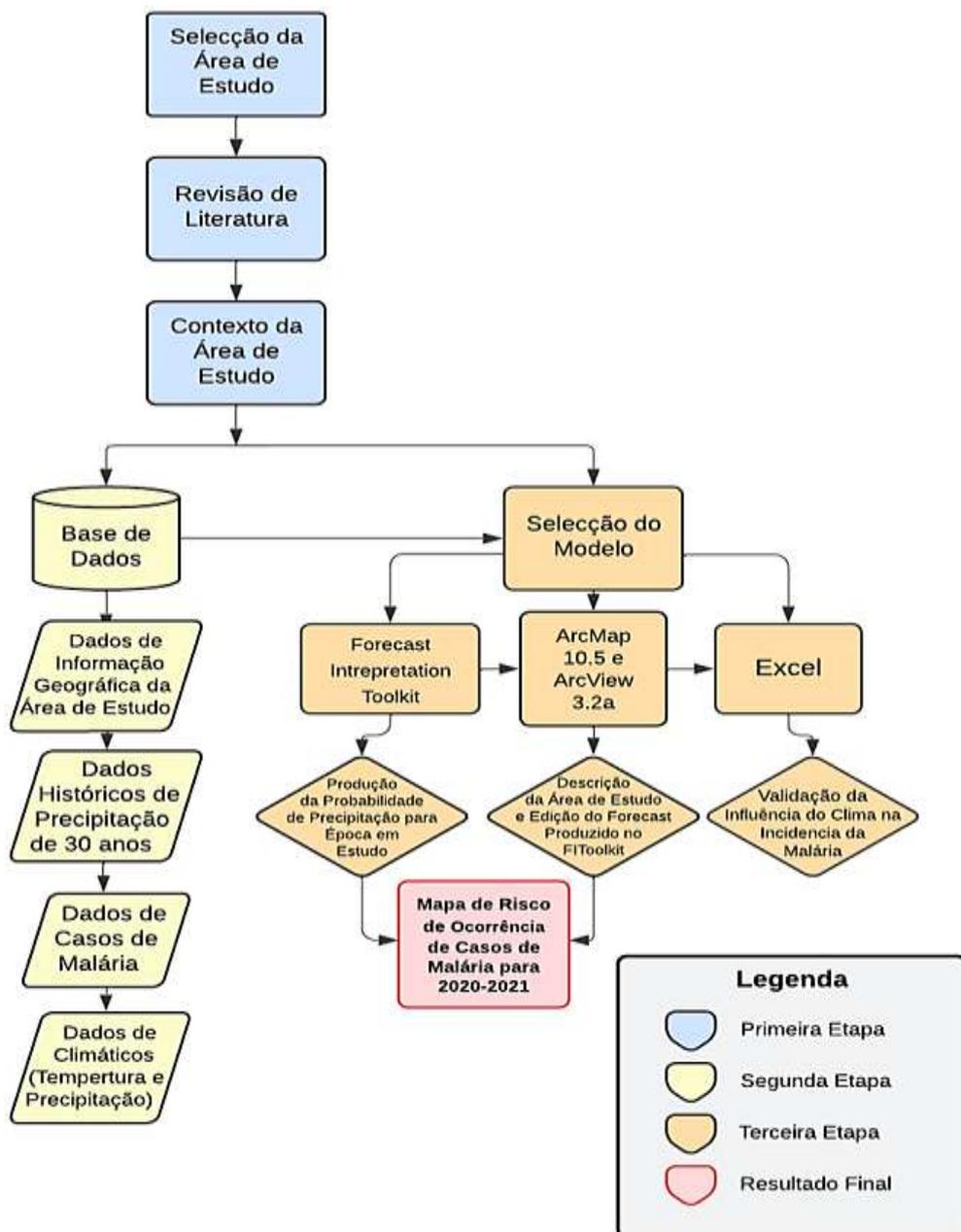


Figura 4.1. Fluxograma da estrutura geral da metodologia para a realização do trabalho.

Fonte: Autor, 2023.

4.1. Selecção do Modelo

A previsão sazonal é uma importante ferramenta para antecipar e prevenir doenças climáticas, como a malária, especialmente em regiões onde factores ambientais influenciam directamente os surtos. Diversos modelos de previsão sazonal estão disponíveis, e a escolha do modelo para este estudo foi baseada na capacidade de fornecer informações detalhadas e na sua cobertura espacial. O modelo selecionado foi um modelo integrado, que utiliza o Forecast Interpretation Toolkit associado à análise multicritério e hierarquia de pesos. Essa combinação permite uma avaliação mais precisa das áreas de risco de malária, ao considerar variáveis climáticas e ambientais.

A escolha do FITool foi justificada por várias vantagens:

- Cobertura Espacial e Precisão: O FITool combina modelos regionais e globais, permitindo previsões mais detalhadas e realistas.
- Baixo Custo e Acessibilidade: É uma ferramenta acessível, ideal para instituições com recursos financeiros limitados.
- Integração com SIG: Facilita a exportação de dados para plataformas como ArcMap e ArcView, melhorando a visualização espacial dos resultados.
- NMHSs e CSC da SADC elaboram previsões de precipitação que podem ser inseridas na ferramenta para uma análise probabilidade de precipitação.

Metodologia de Aplicação do Modelo Integrado Para este estudo, o modelo integrado foi implementado da seguinte forma:

- Forecast Interpretation Toolkit: Utilizado para interpretar previsões sazonais e identificar padrões climáticos associados ao risco de malária;
- Análise Multicritério e Hierarquia de Pesos: Empregada para ponderar os diferentes factores de risco, como capacidade de retenção de água, vegetação, temperatura e precipitação;
- Integração com SIG: Resultados obtidos pelo FITool e pela análise multicritério foram combinados e visualizados em plataformas SIG (ArcMap e ArcView), permitindo identificar e mapear as áreas de maior vulnerabilidade.

Essa abordagem integrada garante uma avaliação mais precisa e eficiente das áreas de risco, proporcionando informações relevantes para a prevenção e controlo da malária em regiões vulneráveis.

4.2. Materiais

Os materiais utilizados neste estudo incluíram o *Forecast Interpretation Toolkit* (FIT), o ArcMap 10.5, o ArcView 3.2a e o Microsoft Excel. O FIT, desenvolvido pelo *UCSB Climate Hazards Group*, foi a principal ferramenta selecionada para a interpretação da precipitação sazonal. Essa ferramenta utiliza dados históricos de 30 anos para prever a probabilidade de precipitação em uma região específica, permitindo identificar áreas com risco médio a alto de precipitação e, conseqüentemente, vulneráveis ao aumento de casos de malária.

O ArcMap e o ArcView foram empregados para a elaboração de mapas geográficos da área de estudo, bem como para delimitar a região de interesse nos resultados gerados pelo FITool. Além disso, essas ferramentas foram utilizadas na aplicação da análise de hierarquia de pesos, contribuindo para uma avaliação espacial mais detalhada e precisa.

4.3. Colecta de dados

Para a realização de uma correlação como objectivo identificar se existe uma relação entre a ocorrência de precipitação em Moçambique com o aumento de casos de malária. Os dados necessários para este estudo são dados de precipitação, temperatura e casos de malária no período chuvoso (OND e JFM) em Moçambique de 2012-2020. Os dados colectados podem ser observados abaixo:

- a. **Precipitação, Temperatura (min e max), humidade relativa:** Os dados de precipitação, temperatura (mínima e máxima) e humidade relativa utilizados nesta pesquisa foram obtidos a partir do reanálise climática ERA5, disponibilizado pelo *European Centre for Medium-Range Weather Forecasts* (ECMWF). O ERA5 fornece estimativas diárias de diversas variáveis climáticas da atmosfera, superfície terrestre e oceano, incluindo informações sobre incertezas associadas a cada variável. Estes dados apresentam uma resolução espacial de 0,25° (aproximadamente 25 km x 25 km) e uma resolução temporal diária, permitindo uma análise detalhada das condições climáticas ao longo do tempo.

Nesta pesquisa, os dados climáticos foram utilizados para avaliar a correlação entre factores climáticos e a incidência de casos de malária, com o objectivo de identificar qual variável climática apresenta maior influência na propagação da doença. Para tal, foram realizadas análises estatísticas baseadas no cálculo das correlações

lineares de Pearson entre as variáveis climáticas e o número de casos de malária registados entre 2010 e 2020.

Foram elaborados gráficos de resumo das correlações para três regiões de Moçambique: província de Manica, Cidade de Maputo e Nampula. O objectivo foi identificar quais variáveis climáticas tiveram maior impacto na incidência da malária em cada uma dessas regiões, permitindo compreender melhor a relação entre o clima e a propagação da doença. Os dados foram obtidos através da plataforma oficial do *Copernicus Climate Data Store*, disponível no link: <https://cds.climate.copernicus.eu/cdsapp#!/dataset/reanalysis-era5-single-levels?tab=overview>.

- b. Dados de Precipitação Sazonal Utilizados no FIT:** obtidos através do site: <https://data.chc.ucsb.edu/products/CHIRPS-2.0/>. O CHIRPS é um conjunto de dados de precipitação quase global de mais de 35 anos. Abrangendo 50°S-50°N (e todas as longitudes) com series de dados desde os anos de 1981 até o 2011. O CHIRPS incorpora a climatologia interna, *CHPclim*, imagens de satélite com resolução de 0,05° e dados de estações *in-situ* para criar séries temporais de precipitação em *grids* para análise de tendências e monitoramento de secas sazonais. O conjunto de dados de precipitação com Estações (CHIRPS) do grupo *Climate Hazards* baseia-se em anteriores abordagens para técnicas de interpolação "inteligentes" e alta resolução, longo período de precipitação recorde estimativas baseadas em observações infravermelhas de duração da nuvem fria (CCD- *Cold Cloud Duration*). Numa primeira fase O CHIRPS foi desenvolvido para apoiar a Agência dos Estados Unidos para a Rede de Sistemas de Alerta Antecipado da Fome para o Desenvolvimento Internacional designado por *Famine Early Warning Systems Network* (FEWS NET).

Na presente pesquisa, os dados CHIRPS foram integrados na Forecast Interpretation Toolkit (FIT), para permitir que a que sejam realizadas as previsões sazonais de precipitação. O FIT processa dados históricos de precipitação de pelo menos 30 anos, combinando-os com os Dados de Probabilidades de Precipitação e as previsões do SARCOF para gerar estimativas fiáveis sobre a precipitação sazonal. Este processo possibilita uma análise mais robusta dos padrões climáticos, contribuindo para uma melhor compreensão dos impactos das variações pluviométricas em diferentes contextos ambientais e socioeconómicos.

c. Dados Epidemiológicos de Casos de Malária: Os dados sobre casos de malária utilizados neste estudo foram fornecidos pelo Instituto Nacional de Saúde (INS), a partir dos Boletins Epidemiológicos Semanais (BES). Estes boletins fornecem informações detalhadas sobre os casos positivos de malária notificados semanalmente em cada província de Moçambique. Para a presente análise, foram seleccionados os registos correspondentes ao período da época chuvosa, que decorre entre outubro e março. A escolha deste intervalo justifica-se pela necessidade de avaliar a relação entre as variáveis climáticas e a incidência da malária, uma vez que este período é caracterizado por condições meteorológicas favoráveis à proliferação do vector da doença.

Dado que os BES apresentam dados com frequência semanal, foi necessário proceder à agregação dos registos em valores mensais. Esta abordagem permitiu facilitar a análise estatística e garantir maior consistência na avaliação da relação entre os factores climáticos e os casos de malária.

Nos casos em que foram identificadas lacunas nos dados, resultantes de falhas na recolha ou no reporte das informações, foi aplicada uma técnica de imputação estatística baseada na média mensal dos valores registados em períodos anteriores. Esta metodologia foi adoptada com o objectivo de minimizar a perda de informação e garantir a coerência da série temporal analisada. A aplicação desta estratégia metodológica permitiu obter uma base de dados mais completa e consistente, possibilitando uma avaliação mais robusta da relação entre as variáveis climáticas e a incidência da malária ao longo do período em análise.

d. Dados de Probabilidades de Precipitação e Imagem SARCOF para a Estação Chuvosa de 2020/2021: Para complementar a análise climática, foram consideradas as Probabilidades de Precipitação e a imagem SARCOF, que fornecem uma perspectiva de consenso para a estação chuvosa de 2020/2021 na região da SADC, nos Anexos podemos observar as probabilidades usadas (Anexo 1, Anexo 3 e nos Anexos 2 e Anexo 4). Esta previsão foi formulada por cientistas do clima do NMHSs e CSC da SADC, com entradas adicionais do Centro Africano para Aplicação Meteorológica para o Desenvolvimento (ACMAD) e de Centros Produtores Globais. O Outlook abrange a principal estação chuvosa (Outubro de 2020 a Março de 2021) e é apresentado em períodos trimestrais sobrepostos: OND

e JFM. Esta Perspectiva é aplicável apenas a escalas sazonais e áreas relativamente amplas, podendo não refletir variações climáticas locais e mensais (intra-sazonais). As previsões foram analisadas para avaliar a probabilidade de ocorrência de precipitação em quatro categorias: acima do normal, normal para acima, normal para abaixo e abaixo do normal. Esta informação foi cruzada com os dados de precipitação observada (CHIRPS) e os dados climáticos do ECMWF (ERA5), de modo a contextualizar as condições climáticas durante a época chuvosa e explorar a relação entre a variabilidade climática e a incidência de malária.

4.4. Análise de Dados

Para a análise dos dados, foram selecionadas três províncias de forma aleatória, garantindo uma representatividade geográfica abrangente em Moçambique. As províncias escolhidas foram: Maputo, representando a região Sul; Manica, representando a região Centro; e Nampula, representando a região Norte do país. Esta seleção foi feita com o intuito de incluir áreas com diferentes características climáticas e ecológicas, permitindo uma análise mais abrangente e representativa da relação entre variáveis climáticas e a incidência da malária em distintas regiões do território nacional.

A definição dos níveis de significância atribuídos a cada variável neste estudo foi realizada com base na análise da literatura existente sobre os factores que influenciam a proliferação do vector da malária. Ao revisar os estudos prévios, identificou que determinadas variáveis apresentam maior impacto na propagação do vector do que outras, justificando assim a atribuição de diferentes pesos de significância.

A precipitação foi considerada a variável mais influente, com um nível de significância de 45 %, dado o seu papel directo na formação de ambientes propícios à reprodução do mosquito vector, como poças de água e reservatórios temporários. A temperatura, com 25 %, foi identificada como um factor relevante para o ciclo de vida do vector e do parasita, influenciando tanto a taxa de desenvolvimento do mosquito como o período de incubação do parasita no seu organismo. A capacidade de retenção de água pelo solo e a cobertura vegetal receberam níveis de significância de 15 % cada, uma vez que ambas contribuem para a criação e manutenção de microambientes favoráveis à sobrevivência do vector, ainda que com menor impacto directo quando comparadas à precipitação e temperatura.

A atribuição destes valores resulta, portanto, de uma decisão metodológica com base no critério do investigador fundamentada na análise da literatura científica, que destaca a

influência diferenciada de cada uma destas variáveis no ciclo de proliferação do vector da malária podemos observar a Tabela 4.5 que ilustra a distribuição do nível de significância.

4.4.1. Precipitação

No *Forecast Interpretation Toolkit* o uso da distribuição teórica para representar a probabilidade de acúmulos de precipitação permite que seja feita uma ligação entre os acúmulos de precipitação e a probabilidade de que esse acúmulo seja realizado. Actualmente, essas informações podem ser fornecidas com base apenas nos dados históricos. As probabilidades de previsão podem ser usadas para fornecer avaliações preditivas com base nos factores ambientais actuais que afectam a precipitação. A integração de um mapa de previsão com as quantidades históricas de precipitação pode fornecer uma ligação entre probabilidades históricas e acumulações potenciais de precipitação para uma próxima estação de crescimento.

O método proposto para integrar distribuições históricas da precipitação e previsões de probabilidade usa quatro etapas principais para chegar a novos parâmetros de distribuição que refletem a probabilidade da precipitação fornecida pelas informações de previsão. Primeiro, as quebras de tercils são estabelecidas com base na função de Probability Density Function (*pdf*) calculada em cada pixel. Em segundo lugar, os valores são extraídos aleatoriamente de cada tercil nas proporções descritas pelo mapa de previsão com base na função de distribuição original. Os novos valores são então usados para calcular uma nova forma e parâmetro de escala dados os valores desenhados proporcionalmente. Ao executar a segunda e a terceira etapa várias vezes, é possível criar uma distribuição de parâmetros de distribuição gama que podem ser usados para descrever a nova função de distribuição de precipitação. Uma vez que as precisões sazonais são apresentadas de forma probabilística, o processo de rasterização e parametrização das previsões de precipitação para OND e JFM é feita, primeiro, através da transformação de dados probabilísticos qualitativos da precipitação sazonal para dados quantitativos, recorrendo a distribuição de Gama e a ferramenta FIT. A ferramenta *Forecast Interpretation Toolkit* utilizada uma distribuição Gama que é representada pela Figura 4.2 abaixo:

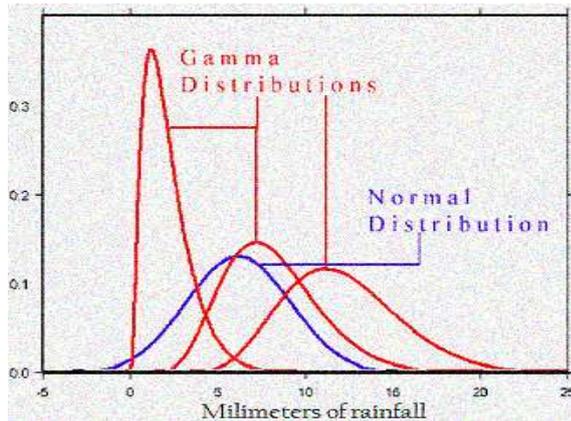


Figura 4.2. Representação da distribuição Gama usada no *Forecast Intrepretation Toolkit*.
 Fonte: DNGRH, 2023.

As fórmulas matemáticas associadas ao cálculo dos parâmetros de distribuição gama. A distribuição gama é escolhida para ajustar muitas variáveis ambientais que são desviadas para a direita. Muitos estudos mostraram que a distribuição gama é uma boa escolha para dados de precipitação porque usa apenas dois parâmetros e é limitada à esquerda a zero. A distribuição gama oferece um alto nível de flexibilidade com apenas dois parâmetros: forma e escala. Os parâmetros são calculados por meio da estimativa de máxima verossimilhança, conforme apresentados em Ozturk (1981) e Wilks (1995), começa com o cálculo de um valor intermediário conforme indicado na Equação 4.1, esse valor é utilizado para estimar o parâmetro de forma, representado por α (alfa). O parâmetro de forma, juntamente com a média, é então utilizado para calcular o estimador do parâmetro de escala, β (beta).

Como a distribuição Gama não considera valores menores ou iguais a zero, é necessário tratar separadamente a probabilidade de ocorrência de eventos sem precipitação. Para isso, utiliza-se um coeficiente de mistura, que permite incorporar a probabilidade de ausência de precipitação no modelo, assegurando uma representação mais realista das condições climáticas observadas.

$$A = \ln(\bar{x}) - \frac{\sum \ln(x)}{n} \quad \text{(Equação 4.1)}$$

$$\alpha = \frac{1}{4A} \left(1 + \sqrt{1 + \frac{4A}{3}} \right) \quad \text{(Equação 4.2)}$$

$$\beta = \frac{\bar{x}}{\alpha} \quad \text{(Equação 4.3)}$$

Onde: A = Ajustamento do valor intermédio; \bar{x} = Média; x = valores históricos; n = número de observações; α = parâmetro de forma, representado por alfa; β = estimador de parâmetro de escala, beta.

Devido à natureza da distribuição Gama, é impossível avaliar a precipitação de um local por apenas um desses parâmetros. Manter um dos parâmetros constante, enquanto altera o outro, resulta em distribuições dramaticamente diferentes. Isso pode levar a alguns problemas ao comparar duas áreas com base em um único parâmetro. De um modo geral, o parâmetro de forma é uma medida da assimetria da distribuição. Um valor de forma de um corresponde a uma distribuição exponencial. À medida que a forma aumenta, a assimetria da curva diminui e a distribuição se aproxima de uma curva normal ou em forma de sino. A escala estimada é igual à variância da distribuição dividida pela média. Portanto, um valor de grande escala corresponde a uma ampla dispersão de valores, enquanto um valor de escala menor, para a mesma forma, corresponde a uma distribuição menos espalhada.

Na probabilidade estatística, a distribuição Gama é uma família de distribuições contínuas de probabilidade de parâmetros, a distribuição Gama é usada para modelar valores de dados positivos, que são assimétricos à direita e maior que 0. Ela é comumente usada em estudos de sobrevivência de confiabilidade. A distribuição Gama pode ser usada como uma aproximação da precipitação histórica em cada ponto. Estimar os parâmetros de forma (alfa) e escala (beta) conforme mostrado no tópico anterior fornece a entrada para o *pdf* para o Gama, mostrado na Equação 4.4 onde podemos integrar esta equação de zero a qualquer valor observado (x) fornece a probabilidade cumulativa, uma medida da probabilidade de precipitação menor ou igual à medida observada. A equação para a integração é mostrada na Equação 4.5 (Wilks, 1990).

$$f(x) = \frac{x/\beta^{\alpha-1} e^{-x/\beta}}{\beta \Gamma(\alpha)} \quad (\text{Equação 4.4})$$

$$F(x) = \int_0^x f(x) dx = \frac{1}{\beta \Gamma(\alpha)} \int_0^x x^{\alpha-1} e^{-x/\beta} dx \quad (\text{Equação 4.5})$$

Onde: $f(x)$ = Entrada para o *pdf* para o Gama; $F(x)$ = probabilidade cumulativa; x = valores históricos; α = parâmetro de forma, representado por alfa; β = estimador de parâmetro de escala, beta.

Um problema surge ao usar a distribuição gama. A ocorrência de ausência de precipitação para qualquer valor histórico de precipitação não é contabilizada pela distribuição gama na *pdf*, porém eventos sem precipitação serão observados durante a análise. Existem vários métodos para incluir a presença de eventos sem precipitação nos cálculos da probabilidade. Wilks (1990) propôs um método computacionalmente complexo envolvendo álgebra matricial e soluções iterativas que seriam difíceis de implementar com o volume de dados que está sendo usado para este estudo.

Como alternativa, este estudo usará uma abordagem relativamente directa baseada em um coeficiente de mistura, representando a probabilidade de um evento sem precipitação com base nos dados históricos. O número de zeros no conjunto de dados históricos é calculado primeiro e dividido pelo número total de observações para calcular o coeficiente de mistura, q . Uma vez que o coeficiente de mistura é calculado, todos os valores de zero são então excluídos dos cálculos dos parâmetros de média, forma e escala. Então, quando $F(x)$ foi calculado, o coeficiente de mistura pode ser reintroduzido como mostrado na Equação 4.6.

$$H(x) = q + (1 - q)F(x) \quad \text{(Equação 4.6)}$$

Onde: $H(x)$ = a probabilidade real de precipitação ser menor ou igual ao total de Precipitação observado; q = coeficiente de mistura; $F(x)$ = probabilidade cumulativa.

A Tabela 4.1 apresenta a variável precipitação, destacando os seus intervalos de valores (em milímetros) para os períodos OND e JFM, bem como as respectivas notas e níveis de significância atribuídos. Estes intervalos refletem a distribuição da precipitação sazonal e foram considerados para avaliar a influência deste factor na proliferação do vector da malária.

Como indicado na tabela, a precipitação foi atribuída a um nível de significância de 45 %, dada a sua forte relação com a criação de criadouros propícios para o desenvolvimento de larvas e pupas de mosquitos. Além disso, os níveis de precipitação influenciam a humidade ambiental, promovendo condições favoráveis à sobrevivência dos mosquitos adultos. As notas apresentadas na tabela indicam uma escala de classificação que auxilia na interpretação dos diferentes níveis de precipitação e seu potencial impacto na proliferação do vector.

Tabela 4.1. Variável precipitação suas respectivas notas e nível de significância.

Variáveis	Nível de Significância	Legenda		Notas
		OND (mm)	JFM (mm)	
Precipitação	45 %	0 – 135	0 - 293	-
		135 – 190	293 - 473	5
		190 – 249	473 - 636	13
		249 - 316	636 - 778	22
		316 - 446	778 - 967	32
				45

4.4.2. Temperatura

A temperatura é um factor crucial na transmissão da malária, pois afeta tanto o ciclo de vida do vector quanto o desenvolvimento do parasita *Plasmodium spp.* A temperatura influencia o período esporogónico (tempo necessário para o parasita completar seu ciclo dentro do mosquito), o desenvolvimento das fases aquáticas do vector (ovos, larvas e pupas) e a fecundidade dos adultos.

O *Anopheles gambiae*, principal vector da malária em África, apresenta maior taxa de eclosão e desenvolvimento em temperaturas entre 24 °C e 30 °C. A transmissão da malária é mais eficiente nessa faixa térmica, visto que o ciclo esporogónico ocorre de forma ideal entre 25 °C e 30 °C. Em temperaturas abaixo de 18 °C, a sobrevivência do mosquito é reduzida, dificultando a transmissão. Por outro lado, temperaturas superiores a 32 °C aumentam significativamente a mortalidade dos mosquitos, sendo a sobrevivência diária praticamente nula a 40 °C. Assim, regiões com temperaturas acima de 25 °C apresentam maior risco de transmissão devido às condições favoráveis ao vector e ao parasita.

Conforme apresentado na Tabela 4.2, a temperatura foi atribuída a um nível de significância de 25 %, reflectindo seu impacto relevante na dinâmica de transmissão da malária. Regiões com temperaturas inferiores a 18 °C foram consideradas de baixo risco para transmissão, enquanto áreas com temperaturas acima de 25 °C apresentam maior risco, dada a maior probabilidade de reprodução e sobrevivência do vector nessas condições. A tabela também classifica intervalos de temperatura e suas respectivas notas, destacando que temperaturas superiores a 25 °C receberam a maior pontuação, representando condições mais favoráveis à transmissão da malária.

Tabela 4.2. Variável Temperatura suas respectivas notas e nível de significância.

Variável	Nível de significância	Legenda	Notas
Temperatura	25 %	10 a 15 °C	1
		15 a 20 °C	
		15 a 22,5 °C	4
		17,5 a 25 °C	9
		20 a 25 °C	16
		Mais de 25 °C	25

4.4.3. Vegetação

Os criadouros de mosquitos ocorrem em habitats naturais, como buracos em árvores e poças temporárias, preferindo locais com água pouco poluída e matéria orgânica. Espécies como *Anopheles arabiensis* e *Anopheles gambiae* desenvolvem-se melhor em áreas húmidas e vegetadas. Florestas e matagais apresentam maior risco devido à elevada humidade e cobertura vegetal, enquanto savanas e pradarias têm menor risco por serem mais secas e com menor densidade vegetal. Regiões intermediárias, como matas abertas e vestígios de florestas, apresentam risco moderado.

Conforme apresentado na Tabela 4.3, os locais com corpos de água e florestas recebem as maiores pontuações devido à elevada probabilidade de criadouros, enquanto savanas e pradarias são classificados com as menores pontuações por apresentarem condições menos favoráveis ao desenvolvimento dos mosquitos.

Tabela 4.3. Variável vegetação suas respectivas notas e nível de significância.

Variável	Nível de significância	Legenda	Notas
Vegetação	15 %	Savana	1
		Pradaria	3
		Vestígios de floresta	6
		Mata aberta	
		Matagal	10
		Corpos de Água	15
		Floresta	

4.4.4. Capacidade de Retenção Água

A tipologia do solo é um factor determinante na formação de criadouros de mosquitos, pois influencia a retenção de água. Solos arenosos apresentam menor risco por serem mais porosos e permeáveis, permitindo rápida drenagem da água e reduzindo a formação de

poças. Em contraste, solos argilosos têm grãos menores e coesos, o que favorece a retenção de água e, conseqüentemente, a formação de criadouros.

Regiões com solos de capacidade de retenção moderada a excessiva apresentam maior risco para a proliferação de mosquitos devido à tendência de acumular água por mais tempo. A Tabela 4.4 apresenta essa relação, destacando que áreas com capacidade de retenção “má a muito má” têm menor risco (nota 1), enquanto regiões com “boa a excessiva” apresentam maior risco, evidenciando a influência directa das características do solo na proliferação de vectores.

Tabela 4.4. Variável de capacidade de retenção de água suas respectivas notas e nível de significância.

Variável	Nível de significância	Legenda	Notas
Capacidade de retenção de água	15 %	Má a muito má	1
		Imperfeita a má	3
		Moderada a imperfeita	6
		Moderada	10
		Corpos de Água	15
		Boa a excessiva	

4.4.5. Ocorrência de Casos de Malária

O clima tem uma influência significativa sobre os fenómenos biológicos, especialmente na saúde humana. Factores como temperatura, humidade relativa e precipitação afectam a reprodução e sobrevivência dos agentes patogénicos, incluindo os mosquitos transmissores da malária. Estudos indicam que a incidência de malária está relacionada com as mudanças sazonais, devido às variações climáticas que influenciam a duração do ciclo de vida dos mosquitos e o tempo de incubação do parasita. Assim, é importante validar essas evidências com análises estatísticas para confirmar a existência de uma correlação entre as variações climáticas e os casos de malária.

Neste estudo, a validação foi feita através do coeficiente de correlação de Pearson (r), que mede a força e a direcção da correlação linear entre duas variáveis quantitativas. O valor de r varia entre -1 e 1, onde +1 indica uma correlação positiva perfeita, -1 uma correlação negativa perfeita e 0 significa ausência de correlação significativa.

A análise foi realizada para três províncias de Moçambique, representando as regiões Sul, Centro e Norte: Cidade de Maputo, Manica e Nampula. Os distritos escolhidos: quatro distritos na Cidade de Maputo (KaMavota, Kampfumo, KaMubukwana e Nlhamankulo), nove distritos em Manica (Bárue, Gondola, Guro, Machaze, Macossa, Manica, Mossurize,

Sussundenga e Tambara) e vinte distritos em Nampula (incluindo Cidade de Nampula, Angoche, Memba, Mogincual, entre outros).

A análise estatística foi realizada no Microsoft Excel, utilizando dados climáticos e de incidência de malária para calcular as correlações de Pearson. O objectivo foi verificar se as variáveis climáticas estavam associadas à malária nas diferentes regiões de Moçambique.

4.5. Cálculo do Risco de Ocorrência de Casos Malária

O risco de ocorrência de malária numa determinada área depende de várias variáveis ambientais e climáticas, como a vegetação, a capacidade de retenção de água, a precipitação e a temperatura. Esses factores podem influenciar, de forma mais ou menos significativa, o risco da doença. A análise multicritério é uma ferramenta útil para estudar o risco de malária, pois permite combinar várias variáveis para gerar um mapa síntese. O método de álgebra de mapas também é importante, pois utiliza operações aritméticas para associar diferentes camadas de dados e criar classificações que facilitam a análise. A Figura 4.3 ilustra de forma simplificada os procedimentos.

Combinando a análise multicritério e a álgebra de mapas, é possível identificar e classificar áreas com maior potencial de risco para a ocorrência de malária. O procedimento inclui os seguintes passos:

1. Definir as variáveis do estudo: Escolher as variáveis relevantes de acordo com as características da área, como: Distribuição da vegetação; Probabilidade de precipitação; Distribuição da temperatura e Capacidade de retenção de água pelo solo
2. Coletar e preparar os dados: Obter os dados geoespaciais necessários para cada uma das variáveis.
3. Aplicar a álgebra de mapas: Utilizar operações aritméticas para combinar as camadas de dados e gerar uma classificação do risco.
4. Gerar o mapa de risco: Produzir o mapa final, que indica as áreas com maior potencial de risco para a ocorrência de malária.

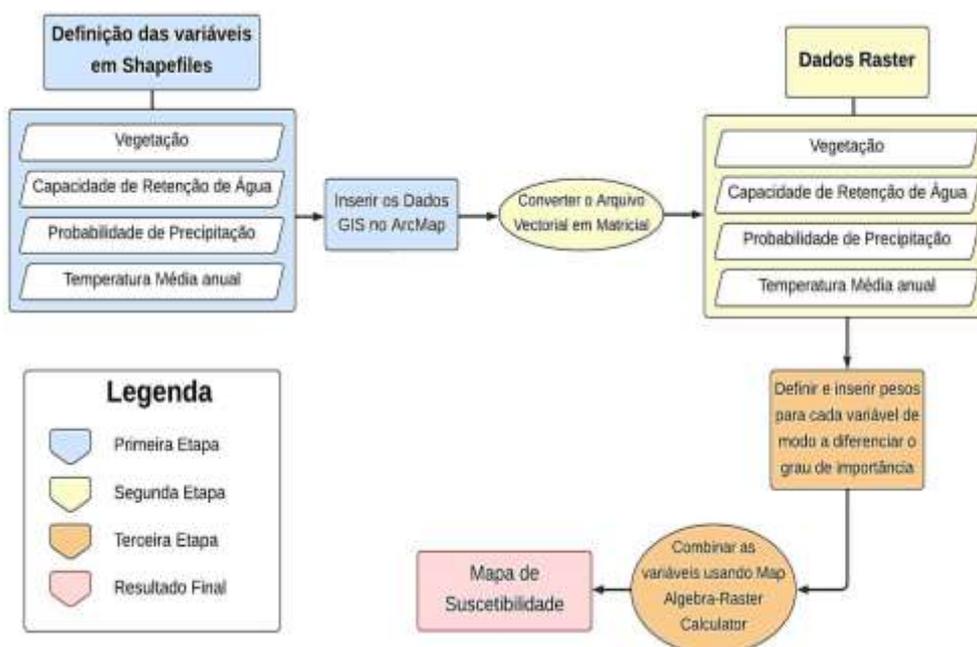


Figura 4.3. Sistematização simplificada do processamento de dados usando a análise de multicritérios no ArcMap.

Fonte: Autor, 2023.

Análise Multicritérios é um procedimento de variáveis muito usado no geoprocessamento, também conhecida como árvore de decisões ou ainda, Análise Hierárquica de Pesos. Assim, para realizar a análise espacial, seleccionaram-se as variáveis e suas respectivas notas baseadas no contexto da análise. Cada variável seleccionada recebe um peso e o conjunto soma 100 %, segundo o procedimento de média ponderada conforme podemos observar na Tabela 4.5. a distribuição percentual do nível de significância das variáveis apresentadas no estudo.

Tabela 4.5. Variáveis e seus respectivos níveis de significância.

Variáveis	Nível de Significância (0-100 %)
Precipitação	45 %
Temperatura	25 %
Capacidade de retenção de água	15 %
Vegetação	15 %
Total	100 %

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1. Resultados

5.1.1. Previsão de Precipitação no FIT

O Forecast Interpretation Toolkit constitui uma ferramenta de apoio à interpretação de previsões climáticas sazonais. Esta ferramenta foi aplicada com o intuito de analisar as previsões de precipitação sazonal para o período 2020–2021. Através da sua integração com plataformas de Sistemas de Informação Geográfica (SIG), como o ArcMap e o ArcView, é possível efectuar a manipulação dos dados gerados, nomeadamente a extracção e o recorte espacial das áreas de interesse. A Figura 5.1 ilustra este processo, evidenciando o comportamento espacial da precipitação prevista, e possibilita uma análise climática regionalizada.

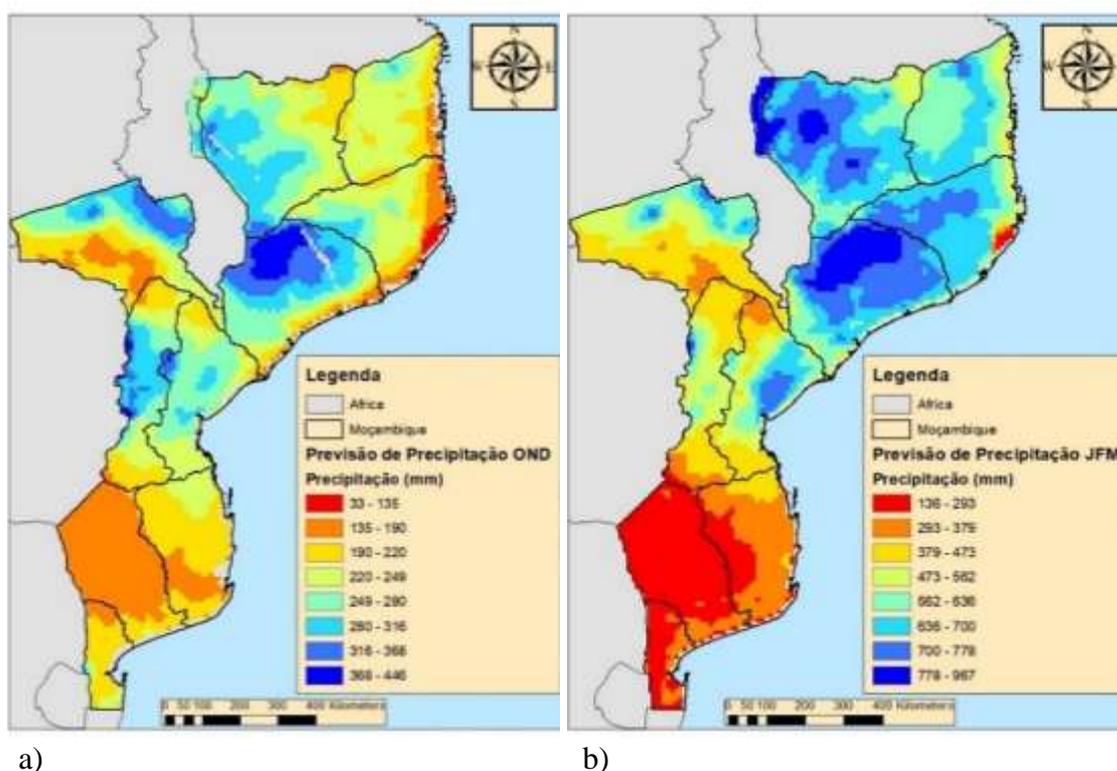


Figura 5.1. Representação geoespacial da previsão climática sazonal para Moçambique no período 2020-2021: (a) Previsão de precipitação para OND 2020; (b) Previsão de precipitação para meses de JFM 2021.

Fonte: Autor, 2023.

Ainda nesta análise para a validação dos dados obtidos, usamos o FIT para construir uma base de dados de probabilidade de precipitação (para os meses de OND e JFM) a partir de OND de 2009 a JFM de 2020 em Moçambique usando as probabilidades de precipitação e a imagem SARCOF. Após o cálculo das probabilidades de precipitação utilizando a FIT,

foram analisados os valores de precipitação para os distritos selecionados nas províncias da Cidade de Maputo, Manica e Nampula. Para validar o modelo, foi analisada a relação entre a precipitação estimada pelo FIT e os casos de malária reportados nos boletins epidemiológicos. A validação foi realizada através da construção de curvas de regressão, que permitem avaliar a relação entre duas variáveis quantitativas.

As curvas de regressão apresentadas na Figura 5.2 ilustram a relação entre a probabilidade de precipitação e os casos de malária na província da Cidade de Maputo, durante os períodos chuvosos de: JFM para os distritos de KaMavota, Kampfumo, KaMubukwana e Nlhamankulo (a, b, c e d, respetivamente); OND para os mesmos distritos (e, f, g e h, respetivamente). Essas curvas permitem identificar tendências importantes, como um possível aumento nos casos de malária associado ao aumento da precipitação, ou padrões que revelem um comportamento sazonal da doença. A análise dessas regressões é essencial para compreender a relação entre as condições climáticas e a incidência da malária, contribuindo para o desenvolvimento de estratégias mais eficazes de vigilância e mitigação.

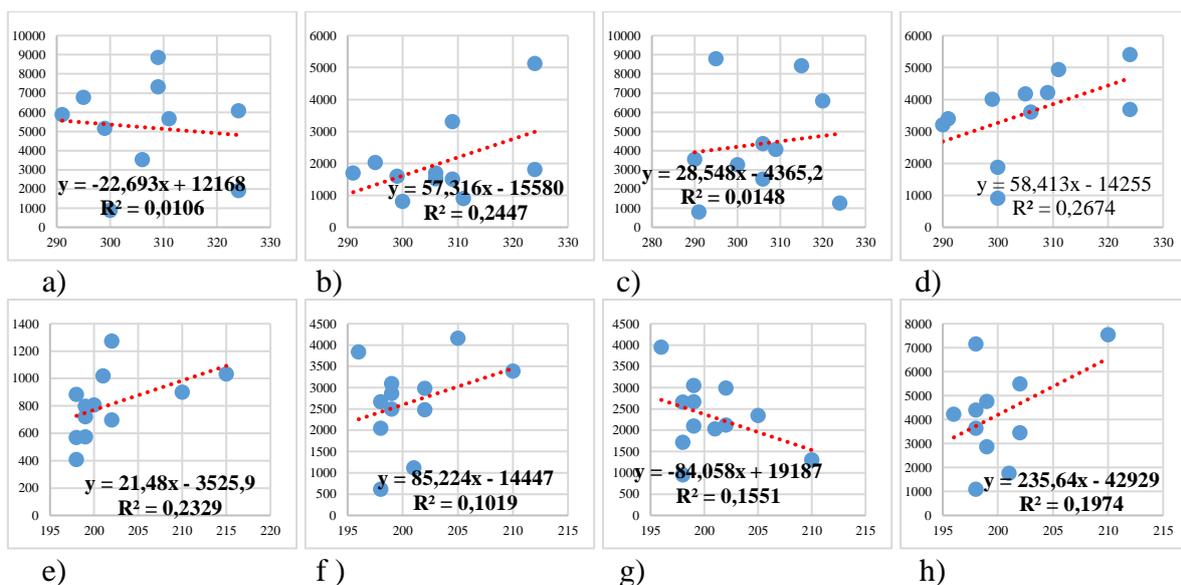


Figura 5.2. Curvas de regressão entre a probabilidade de precipitação estimada pelo FIT e os casos de malária na província da Cidade de Maputo, no período de 2010 a 2020, nos meses de JFM e OND.

Fonte: Autor, 2023.

Para a província de Manica, a análise das curvas de regressão entre a probabilidade de precipitação estimada pelo FIT e os casos de malária revela uma correlação positiva e significativa na maior parte da região. Esta relação indica que o aumento da probabilidade de precipitação está associado a uma elevação nos casos de malária, sugerindo que

condições climáticas mais húmidas podem favorecer a proliferação do vector transmissor da doença. A Figura 5.3 apresenta as curvas de regressão que ilustram a relação entre a probabilidade de precipitação e os casos de malária na província de Manica, durante os períodos chuvosos de: JFM para os distritos de Bárue, Gondola, Guro, Machaze, Macossa, Manica, Mossurize, Sussundenga e Tambara (a, b, c, d, e, f, g, h e i, respetivamente); OND para os mesmos distritos (j, k, l, m, n, o, p, q e r, respetivamente).

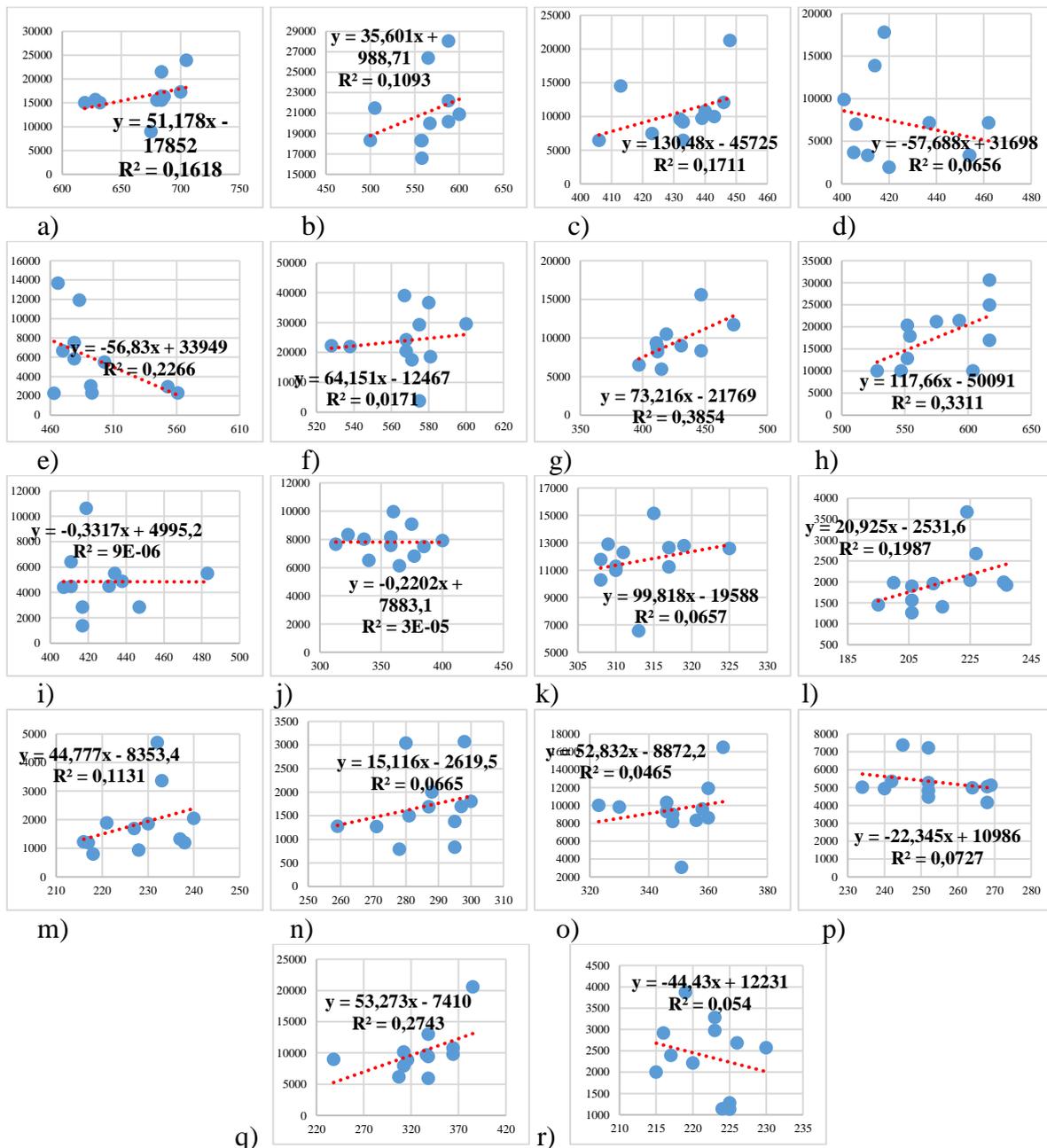


Figura 5.3. Curvas de regressão entre a probabilidade de precipitação estimada pelo FIT e os casos de malária para a província de Manica, entre os anos de 2010 a 2020, nos meses de JFM e OND.

Fonte: Autor, 2023.

A análise realizada para a província de Nampula revela uma forte relação positiva e significativa entre a probabilidade de precipitação estimada pelo FIT e os casos de malária registados. Essa correlação indica que, durante os meses chuvosos, o aumento da precipitação está frequentemente associado a um acréscimo no número de casos de malária. Esse fenómeno pode ser explicado pelo facto de que a maior disponibilidade de água favorece a formação de criadouros de mosquitos, especialmente do género *Anopheles*, que são os principais vectores da malária. Esses ambientes húmidos e aquáticos proporcionam condições ideais para que as larvas se desenvolvam, resultando num aumento da população de mosquitos adultos e, conseqüentemente, numa maior transmissão da doença.

A influência da precipitação sobre os casos de malária não é homogênea em toda a província. Distritos com maior incidência de áreas baixas e com maior densidade populacional apresentam uma relação mais acentuada entre esses dois factores. Nessas regiões, a água tende a acumular-se em poças, valas e outros recipientes naturais e artificiais, favorecendo ainda mais a reprodução do vector. Além disso, zonas urbanas e periurbanas podem apresentar sistemas de drenagem inadequados, que contribuem para a permanência de água estagnada e conseqüente proliferação de mosquitos.

Outro aspecto relevante é a influência das condições climáticas complementares, como a temperatura e a humidade relativa, que também desempenham um papel importante na dinâmica da malária. Temperaturas mais elevadas aceleram o ciclo de vida do parasita *Plasmodium* no organismo do mosquito, tornando-o capaz de transmitir a doença mais rapidamente. Do mesmo modo, a elevada humidade prolonga a sobrevivência dos mosquitos adultos, aumentando as chances de transmissão. A combinação de precipitação intensa, temperaturas favoráveis e elevados níveis de humidade cria condições ideais para surtos de malária.

A Figura 5.4 ilustra as curvas de regressão que descrevem a relação entre a probabilidade de precipitação estimada pelo FIT e os casos de malária nos distritos da província de Nampula, abrangendo o período de 2010 a 2020. Essas curvas foram organizadas segundo o período chuvoso de JFM, uma vez que esse período concentra os meses mais chuvosos na região. Cada subfigura representa um distrito específico, nomeadamente: Angoche, Cidade de Nampula, Erati, Lalaua, Malema, Meconta, Mecuburi, Memba, Mogincual, Mogovolas, Moma, Monapo, Mossuril, Muecate, Murrupula, Nacala-Velha e Nacaroa (a, b, c, d, e, f, g, h, i, j, k, l, m, n, o, p, q e r, respetivamente). Essa abordagem permite uma análise comparativa detalhada e facilita a identificação de padrões climáticos e epidemiológicos específicos em cada distrito.

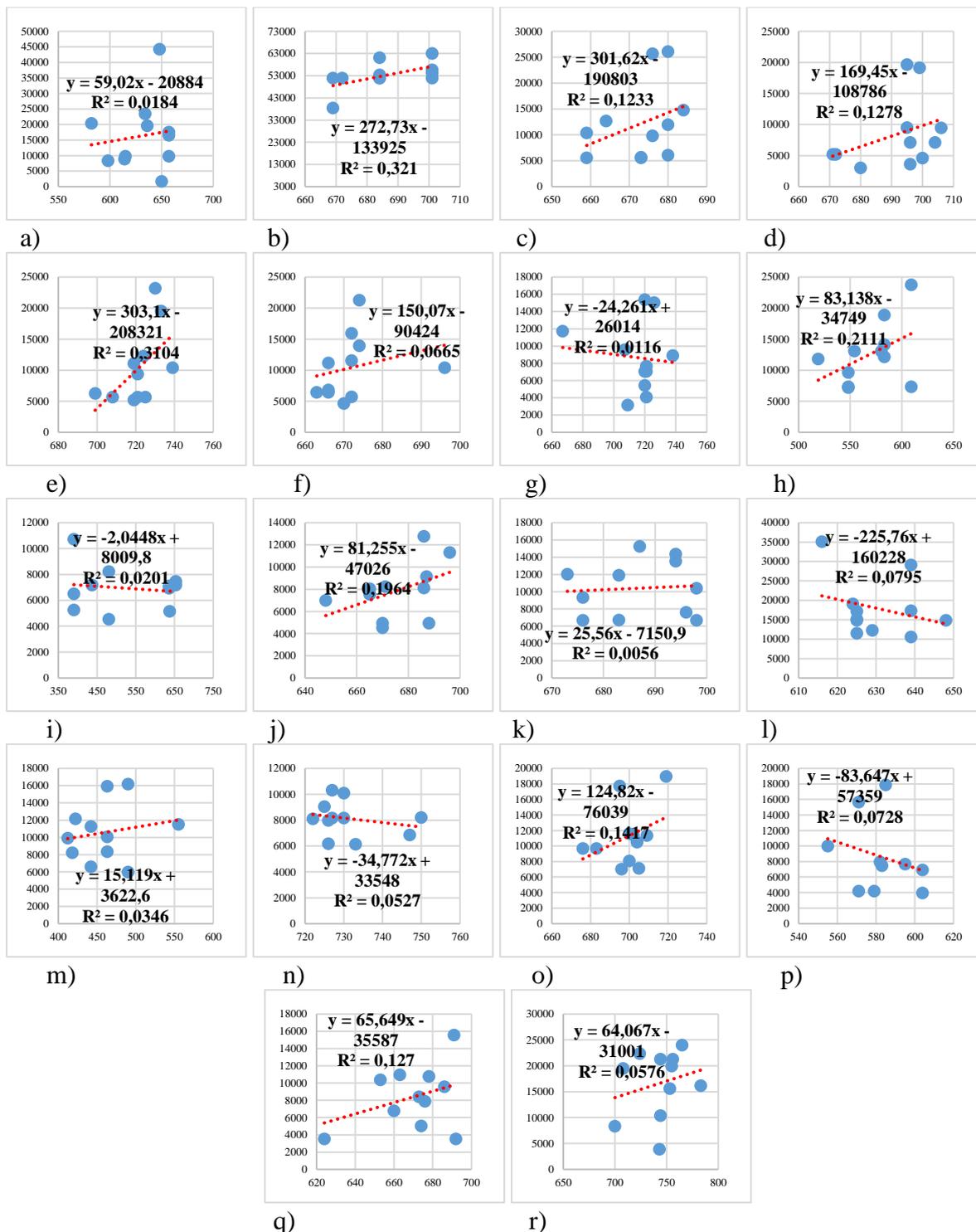


Figura 5.4. Curvas de regressão entre a probabilidade de precipitação estimada pelo FIT e os casos de malária para a província de Nampula, nos meses de JFM, entre os anos de 2010 a 2020.

Fonte: Autor, 2023.

Enquanto a Figura 5.5 corresponde ao período de OND. Ambas as figuras contemplam os distritos de Angoche, Cidade de Nampula, Erati, Lalaua, Malema, Meconta, Mecuburi,

Memba, Mogincual, Mogovolas, Moma, Monapo, Mossuril, Muecate, Murrupula, Nacala-Velha e Nacaroa (a, b, c, d, e, f, g, h, i, j, k, l, m, n, o, p, q e r, respetivamente).



Figura 5.5. Curvas de regressão entre a probabilidade de precipitação estimada pelo FIT e os casos de malária para a província de Nampula, nos meses de OND, entre os anos de 2010 a 2020.

Fonte: Autor, 2023

As tendências observadas revelam, uma correlação positiva e significativa, sugerindo que o aumento da probabilidade de precipitação está associado a um crescimento no número de casos de malária durante este período. Estes resultados destacam a influência das condições climáticas, especialmente em períodos mais húmidos, na propagação da doença.

5.1.2. Risco de Ocorrência de Casos de Malária

O risco de ocorrência de malária numa determinada área é influenciado por diversas variáveis ambientais e climáticas que atuam como factores condicionantes. No presente estudo, foram consideradas quatro variáveis principais: a cobertura vegetal, a capacidade de retenção de água, a probabilidade de precipitação e a temperatura.

Estas variáveis foram selecionadas por desempenharem um papel crucial na criação de condições favoráveis à reprodução e sobrevivência do vector da malária, bem como na transmissão da doença. A interação entre as variáveis e o risco de malária, pode ser explorada da seguinte forma:

- **Cobertura Vegetal:** A vegetação densa cria um microclima que favorece a retenção de água, essencial para o desenvolvimento das larvas de *Anopheles* e oferece abrigo para os mosquitos adultos.
- **Capacidade de Retenção de Água:** Solos que retêm água, como pântanos e várzeas, formam criadouros para as larvas de *Anopheles*, aumentando o risco de malária, mesmo com chuvas esparsas.
- **Probabilidade de Precipitação:** A precipitação cria poças e charcos, que servem de criadouros para os mosquitos, elevando o risco de malária, especialmente em áreas com chuvas frequentes.
- **Temperatura:** Temperaturas elevadas aceleram o ciclo de vida do mosquito e aumentam a frequência de picadas, favorecendo a transmissão da malária.

A Figura 5.6 abaixo apresenta a classificação dessas variáveis de acordo com o seu nível de influência ou risco na ocorrência de malária, destacando a importância de cada uma no contexto ambiental e climático analisado.

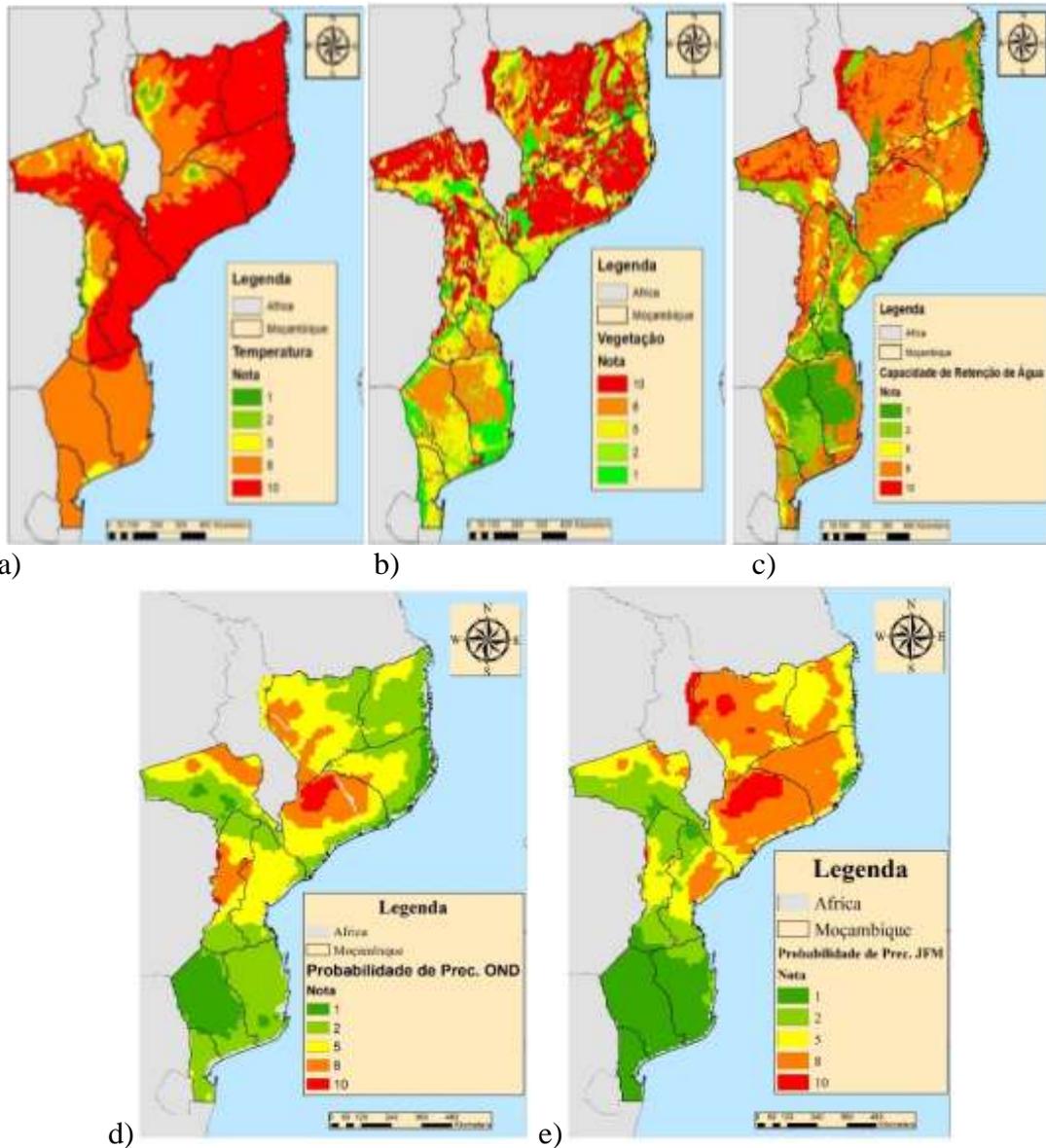


Figura 5.6. Representação espacial das variáveis ambientais e climáticas classificadas de acordo com o seu nível de influência no risco de ocorrência de malária: (a) Temperatura; (b) Cobertura Vegetal; (c) Capacidade de Retenção de Água; (d) Previsão de Precipitação para o período OND de 2020; (e) Previsão de Precipitação para o período JFM de 2021. Fonte: Autor, 2023.

Após a representação espacial das variáveis ambientais e climáticas consideradas no estudo, classificadas de acordo com o seu nível de influência no risco de ocorrência de malária, foi realizada uma análise espacial utilizando a técnica de *map algebra*. Esta técnica consiste na aplicação de operações matemáticas e algébricas sobre os dados geospaciais, permitindo a combinação ponderada das variáveis selecionadas.

No presente estudo, a análise multicritério foi empregada para integrar os diferentes níveis de influência atribuídos a cada variável (temperatura, cobertura vegetal, capacidade de retenção de água e probabilidade de precipitação) de forma a calcular o risco agregado de ocorrência de malária. Esse processo envolveu a normalização e ponderação das variáveis, conforme a sua relevância no contexto epidemiológico, resultando na geração de um mapa de risco.

A Figura 5.7 apresenta o resultado final desse processo, ilustrando o mapa de risco de ocorrência de casos de malária para os períodos OND de 2020 e JFM de 2021. Este mapa fornece uma representação espacial clara das áreas com maior probabilidade de ocorrência da doença, destacando regiões potencialmente mais vulneráveis e contribuindo para o direcionamento de estratégias de prevenção e controle da malária.

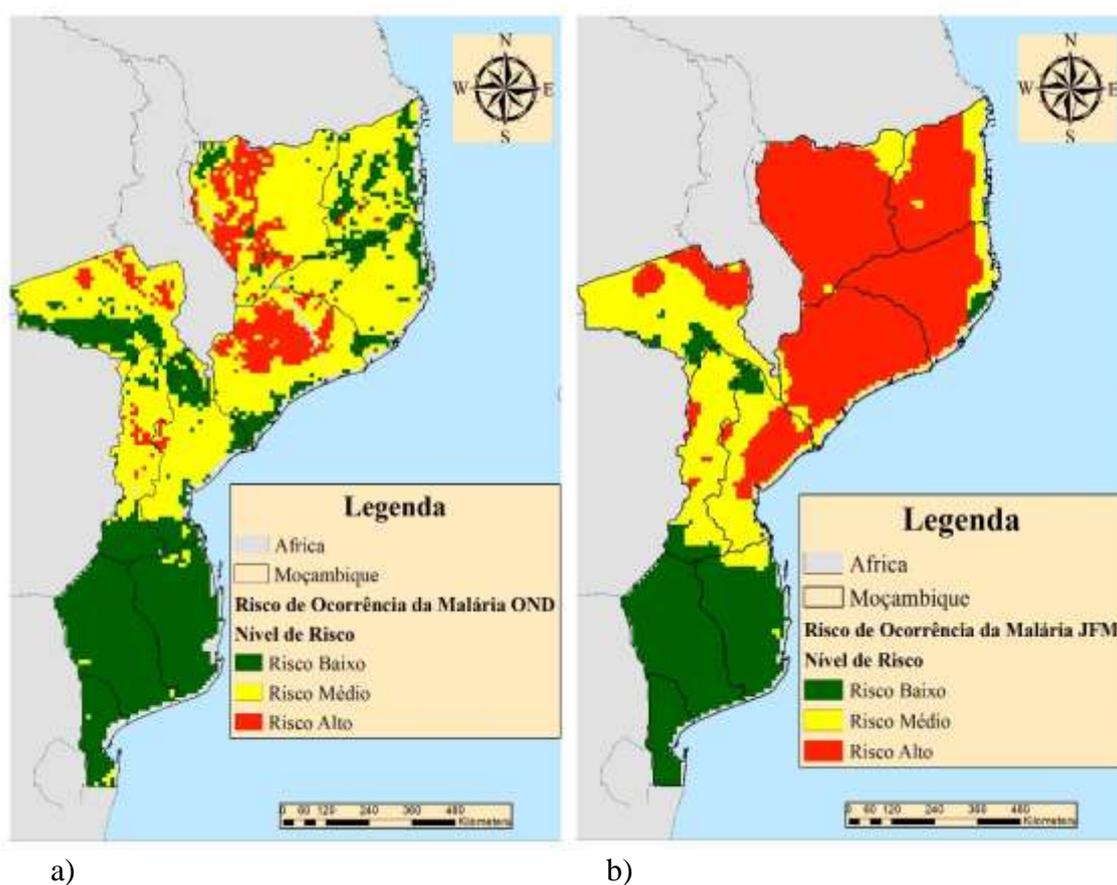


Figura 5.7. Mapa de risco de ocorrência de malária em Moçambique resultante da análise multicritério: (a) Mapa de risco para o período de OND de 2020; (b) Mapa de risco para o período de JFM de 2021.

Fonte: Autor, 2023.

5.1.3. Análise da Relação entre Variáveis Climáticas e a Incidência de Malária

De acordo com a metodologia descrita neste estudo, foi realizada uma análise estatística que correlacionou os dados de casos de malária com variáveis climáticas selecionadas, nomeadamente: precipitação, temperatura mínima, temperatura máxima e humidade relativa. Esta análise utilizou o coeficiente de correlação linear de Pearson, abrangendo um período de 10 anos (2010-2020) e considerando os meses de OND, bem JFM, para as províncias de Manica, Maputo e Nampula.

Os resultados estatísticos revelaram uma relação entre as variáveis climáticas e a incidência da malária. Em particular, verificou-se que a precipitação, a temperatura mínima, a temperatura máxima, a humidade relativa e o número de dias húmidos consecutivos apresentaram correlações com os casos de malária. Estes resultados destacam que as condições climáticas exercem uma forte influência no aumento da incidência da doença.

Considerando que o ciclo de desenvolvimento e proliferação do vector da malária está associado à persistência de condições ambientais específicas, como períodos prolongados de elevada humidade e temperatura favorável, foi necessário aplicar uma análise com desfasagens temporais. Essa abordagem permitiu capturar de forma mais precisa a relação temporal entre os eventos climáticos e o surgimento de novos casos de malária, reflectindo o intervalo necessário para que as condições ambientais impactem directamente na reprodução dos mosquitos e na transmissão da doença.

As desfasagens aplicadas revelaram correlações mais robustas e representativas da realidade epidemiológica observada, permitindo identificar as variáveis climáticas que exerceram maior influência na incidência de malária durante o período analisado. Esses achados reforçam a importância de considerar o factor temporal nas análises climáticas e epidemiológicas para uma melhor compreensão da dinâmica da malária e o aprimoramento das estratégias de monitorização e controlo da doença.

A. Província de Manica

Para a província de Manica, no período de 2010 a 2020, foram analisadas as correlações de Pearson entre as variáveis climáticas e os casos de malária, considerando os meses de outubro a março. Os resultados dessas correlações estão apresentados no Apêndice 1, onde é possível identificar distritos que se destacaram como referências devido às elevadas correlações positivas observadas nas desfasagens temporais (lags) analisadas. Esses distritos foram selecionados por apresentarem uma relação mais expressiva entre as

condições climáticas e a incidência de malária, contribuindo para a compreensão dos padrões espaciais e temporais da doença na região.

Para proporcionar uma visão mais clara e consolidada dos resultados obtidos, a Figura 5.8 apresenta um resumo do comportamento das correlações lineares de Pearson entre as variáveis climáticas e a incidência de malária na província de Manica, ao longo do período de 2010 a 2020, considerando os meses de outubro a março (OND e JFM). Embora as correlações tenham sido analisadas para todos os distritos da província, esta representação sintética permite identificar padrões gerais e tendências predominantes, facilitando a compreensão da influência climática na dinâmica da malária na região.

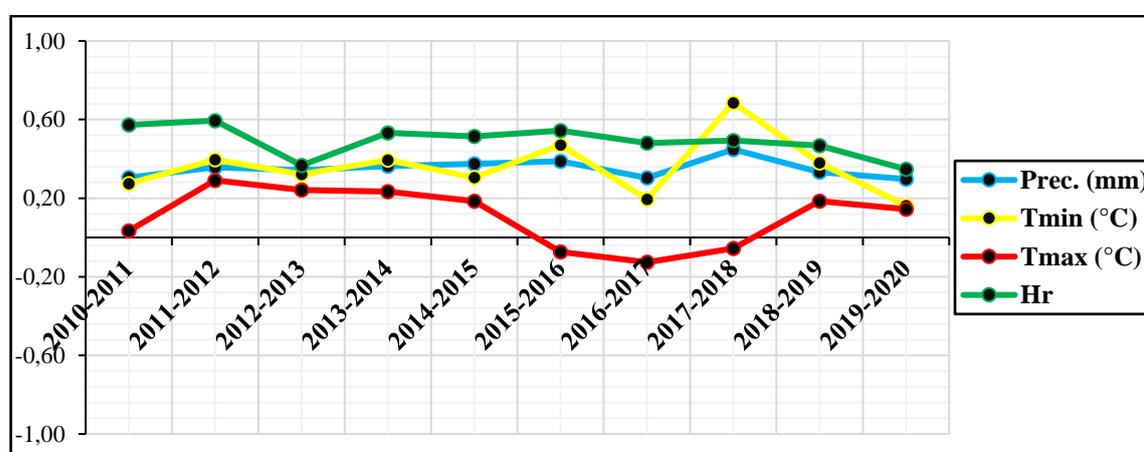


Figura 5.8. Resumo das correlações lineares de Pearson entre variáveis climáticas e a incidência de malária na província de Manica, no período de 2010 a 2020, durante os meses de outubro a março (OND e JFM).

Fonte: Autor, 2023.

B. Província de Cidade de Maputo

Para a província da Cidade de Maputo, no período de 2010 a 2020, foram analisadas as correlações de Pearson entre as variáveis climáticas e os casos de malária, considerando os meses de outubro a março (OND e JFM). Os resultados dessas correlações estão apresentados no Apêndice 2, nos Apêndices, onde é possível identificar alguns distritos que se destacaram como referências devido às elevadas correlações positivas observadas nas defasagens temporais (lags) analisadas.

Contudo, em três distritos da Cidade de Maputo não foi possível realizar a análise devido à insuficiência de dados sobre os casos de malária nessas regiões. Essa limitação evidencia a necessidade de aprimorar os sistemas de monitorização e registo de dados epidemiológicos para permitir uma análise mais abrangente e precisa.

Para facilitar a compreensão dos padrões observados, a Figura 5.9 apresenta um resumo consolidado do comportamento das correlações lineares de Pearson na província da Cidade de Maputo durante o período analisado. Essa síntese visual contribui para identificar as principais tendências e padrões na relação entre as variáveis climáticas e a incidência de malária na região.

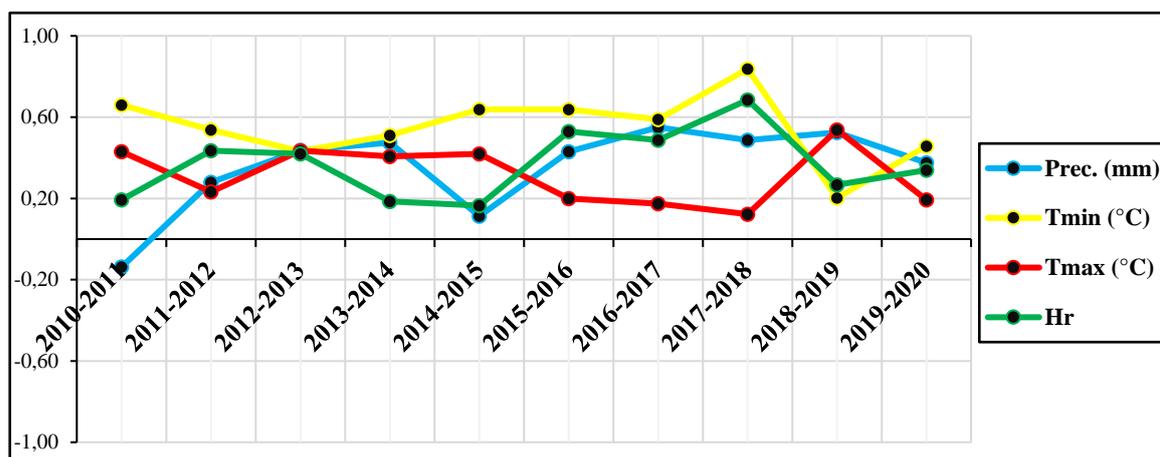


Figura 5.9. Resumo das correlações lineares de Pearson entre variáveis climáticas e a incidência de malária na província da Cidade de Maputo, no período de 2010 a 2020, durante os meses de outubro a março (OND e JFM).

Fonte: Autor, 2023.

C. Província de Nampula

Para a província de Nampula, no período de 2010 a 2020, foram analisadas as correlações de Pearson entre as variáveis climáticas e os casos de malária, considerando os meses de outubro a março (OND e JFM). Os resultados dessas correlações estão apresentados na Apêndice 3, nos Apêndices, onde é possível identificar alguns distritos que se destacaram como referência devido às elevadas correlações positivas observadas nas defasagens temporais (lags) analisadas.

Embora as correlações tenham sido calculadas para todos os distritos da província, a apresentação de uma síntese gráfica permite uma visualização mais clara e integrada dos padrões gerais observados. Assim, a Figura 5.10 apresenta um resumo consolidado do comportamento das correlações lineares de Pearson na província de Nampula durante o período analisado. Esta representação gráfica facilita a compreensão das relações mais significativas entre as variáveis climáticas e a incidência de malária, destacando os factores que mais influenciaram a dinâmica da doença na região.

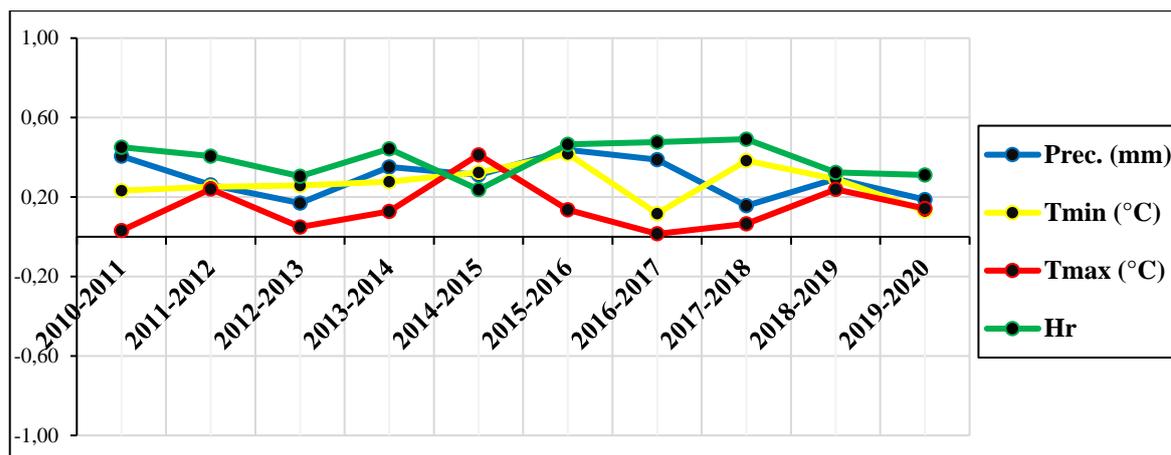


Figura 5.10. um das correlações lineares de Pearson entre variáveis climáticas e a incidência de malária na província da Cidade de Nampula, no período de 2010 a 2020, durante os meses de outubro a março (OND e JFM).

Fonte: Autor, 2023.

Segundo José (2021), os dados das variáveis climáticas observadas remotamente (ERA-5) e pelo INAM (observados) tem uma correlação alta, onde conclui-se que os dados remotos como precipitação ($r=0.67$), temperatura mínima ($r=0.94$), temperatura média ($r=0.95$), temperatura máxima ($r=0.89$) e humidade relativa ($r=0.86$) estão positivamente correlacionadas com os dados observados (CI= 99 %). Isto evidencia que não existe diferença significativa entre dados observados remotamente e observados na área.

5.2. Discussão

A análise revelou que, entre as regiões estudadas, a província de Nampula apresenta a maior incidência de malária, possivelmente reforçada pelo elevado contingente populacional, enquanto a cidade de Maputo exhibe os menores índices da doença. A predominância do *Plasmodium falciparum* em Moçambique, com período de incubação de cerca de 12 dias, corrobora a literatura e explica a dinâmica observada nos dados locais (Arroz, 2016).

As correlações de Pearson entre incidência de malária e variáveis climáticas (precipitação, humidade relativa, temperatura mínima e máxima) mostraram-se positivas e estatisticamente significativas, sobretudo quando introduzidos lags temporais que simulam o ciclo de vida do vector e do parasita. Em particular:

- Precipitação e humidade relativa apresentaram o pico de correlação em períodos curtos (1–2 semanas), indicando que as chuvas formam criadouros de *Anopheles* em águas paradas, o que rapidamente eleva o risco de transmissão.

- As temperaturas extremas (mínima e máxima), por sua vez, atuaram com lags mais longos (2–4 semanas), reflectindo o efeito retardado dessas variáveis no desenvolvimento dos esporozoítos e na maturação dos mosquitos.

Além disso, observou-se que a precipitação favorece o crescimento de vegetação próxima às habitações, intensificando o contacto humano–vector em áreas de saneamento deficitário. Esse achado reforça a necessidade de intervenções integradas, que incluam drenagem adequada, saneamento básico e controlo ambiental imediato após períodos chuvosos.

Metodologicamente, a aplicação de correlação corrida com múltiplos lags permitiu identificar os períodos críticos em que cada variável climática exerce maior influência na incidência da doença. Esse procedimento torna a análise mais representativa da realidade epidemiológica, pois captura o atraso inerente ao ciclo biológico do vector e ao desenvolvimento do parasita.

Em síntese, os resultados destacam que:

1. O *P. falciparum* é o principal agente epidemiológico, com resposta curta aos estímulos pluviométricos.
2. Intervenções de prevenção devem priorizar o período imediatamente pós-chuva, para eliminar criadouros e reduzir a exposição.
3. Monitorar temperaturas e humidades em escalas semanais pode aprimorar a predição de surtos.

Os resultados das correlações climáticas mostram variações regionais claras na sensibilidade da malária às condições ambientais em Moçambique. Na província de Manica, a incidência de malária está fortemente associada à humidade relativa e à precipitação, seguidas pelo aumento da temperatura mínima. Embora a contribuição da chuva possa parecer discreta, é determinante na criação de criadouros de Anopheles, o que justifica seu papel fundamental no ciclo de transmissão.

Já na cidade de Maputo, a elevação da temperatura mínima aparece como o factor mais influente, seguida pela humidade relativa, precipitação e, por fim, pela temperatura máxima. Esse padrão sugere que, no sul do país, mesmo pequenas variações noturnas de temperatura podem acelerar o desenvolvimento do parasita e do vector, enquanto a chuva e a humidade reforçam o ambiente propício à proliferação de mosquitos.

Em Nampula, no Norte, a humidade relativa lidera como principal variável, seguida da variabilidade de precipitação e da temperatura mínima. Essas diferenças entre regiões refletem contrastes fisiográficos e climáticos: as zonas Centro e Norte, com maior pluviometria e solos de alta retenção de água, oferecem abundantemente criadouros naturais, elevando a incidência de malária; já o Sul, mais seco e com solos permeáveis, restringe a formação de charcos permanentes e, por consequência, reduz a densidade vectorial.

Para capturar essas interações complexas, utilizou-se a álgebra de mapas em um modelo hierárquico de pesos, que combina camadas de precipitação, temperatura, vegetação e capacidade de retenção de água. Cada variável recebeu um peso proporcional à sua correlação com a doença, gerando mapas temáticos de risco que identificam áreas com maior probabilidade de surtos. Essa abordagem multivariada permite (i) avaliar sinergias entre factores ambientais, (ii) reconhecer padrões espaciais e temporais não evidentes em análises univariadas e (iii) criar cenários preditivos para avaliar o impacto de mudanças climáticas futuras.

Entretanto, é fundamental lembrar que a ligação entre clima e malária não é unicamente directa. O sucesso das intervenções de controlo — como o uso de mosquiteiros tratados, programas de pulverização e acesso a tratamentos eficazes —, bem como factores socioeconómicos e de saúde pública, modulam fortemente essa relação. Assim, as estratégias de prevenção e controlo devem integrar não só o monitoramento climático-epidemiológico, mas também reforçar medidas de intervenção médica e comunitária.

6. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

6.1. Conclusão

De acordo com a literatura, os determinantes e condicionantes dos processos de saúde e doença - tanto os naturais (ambientais ou climáticos, por exemplo) como os sociais (económico e políticos, por exemplo) têm uma forte influência não apenas sobre uma grande diversidade de parâmetros como também interferem nos sistemas de saúde e doença. No entanto torna-se fundamental uma vez que procura analisar não apenas as doenças e suas causas, mas também este aspecto relacional que se fundamenta tanto nos aspectos naturais (físicos ou climáticos), nos sociais (económicos, políticos e culturais) como no agente etiológico (biológico ou a capacidade de mutação do vector).

Vários factores contribuem para endemicidade da malária, desde as condições climáticas e ambientais, como temperaturas e padrões de precipitações favoráveis bem como algumas características fisiológicas, até locais propícios para a reprodução do vector, situação socioeconómica das populações relacionadas com a pobreza, habitações inapropriadas e acesso limitado aos meios de prevenção. A ocorrência da malária em Moçambique está fortemente associada a factores de ordem natural, sobretudo a variabilidade da temperatura, precipitação pluviométrica e alguns condicionantes ambientais, porque a sua variação se correlaciona positivamente com os eventos da doença. A incidência de malária durante anos mostrou uma associação positiva com a temperatura, precipitação, sendo que a temperatura é favorável em quase todo o ano, a precipitação exerce influência imediata, bem como as condições ambientais de vegetação e da capacidade de solo de reter de água contribuindo de forma significativa na escala sazonal e anual.

As regiões caracterizadas por níveis de precipitação moderada a elevada revelam-se mais vulneráveis ao aumento da incidência de casos de malária. Essa condição climática, quando associada a temperaturas favoráveis e outros factores ambientais, cria condições propícias para o desenvolvimento de criadouros de mosquitos do género *Anopheles*, os principais vectores da malária. Estes mosquitos podem estar infetados com *Plasmodium*, o agente etiológico da doença, o que contribui para a sua disseminação.

Em particular, áreas que registam precipitação frequente e constante durante a estação chuvosa apresentam maior risco de aumento da incidência de malária. Esse padrão pluviométrico favorece a formação e persistência de poças de água estagnada e outros ambientes propícios ao desenvolvimento das larvas dos mosquitos. As temperaturas

elevadas, por sua vez, influenciam directamente tanto o ciclo de vida do vector quanto o desenvolvimento do parasita no interior do mosquito. Em ambientes mais quentes, o ciclo de maturação do *Plasmodium* dentro do mosquito é acelerado, reduzindo o tempo necessário para que este se torne capaz de transmitir a doença. Além disso, temperaturas mais altas estimulam a reprodução dos mosquitos, promovendo um aumento da população vectorial e, conseqüentemente, ampliando o risco de transmissão da malária.

A precipitação também desempenha um papel importante, pois os mosquitos da malária precisam de água parada para depositar seus ovos. A estação chuvosa cria condições propícias para a formação de poças de água, proporcionando locais ideais para a reprodução dos mosquitos. Portanto, em resumo, as variáveis climáticas mais importantes associadas à malária em Moçambique são a temperatura e a precipitação, pois influenciam directamente a ecologia dos mosquitos transmissores e o ciclo de vida do parasita da malária. Essas condições climáticas favorecem a proliferação de mosquitos e aumentam o risco de transmissão da malária.

Na previsão climática, o interesse consiste em simular os sistemas atmosféricos em um determinado período a fim de contribuir na média das variáveis atmosféricas. Dessa forma, prognostica-se se uma determinada estação do ano, por exemplo, será mais quente ou fria, húmida ou seca do que a média climatológica de um dado local. Com estes resultados é possível analisar a variação de ocorrência de vectores como no presente estudo que foi usado uma previsão de precipitação para análise da incidência ou probabilidade de ocorrência de casos de malária em Moçambique. Relativamente a modelação da incidência da malária na área do estudo, conclui-se que Nampula, Zambézia, Niassa e Cabo Delgado ter maior probabilidade de aumento de número de casos positivos da malária necessitando maior atenção e necessidade de intervenção robusta para a redução da incidência da malária devido a sua sensibilidade.

As evidências da relação entre variáveis climáticas e a incidência da malária provam a existência do impacto negativo da variabilidade climática, resultando no aumento da incidência da malária na área do estudo. A avaliação aplicação da previsão climática sazonal para a previsão de probabilidade de ocorrência de malária mostrou-se ser positiva visto que esta doença esta muito ligada a variabilidade climática, com o auxílio da ferramenta FIT e o ArcMap é possível auxiliar no plano de erradicação ou redução da ocorrência da doença no país construído mapas de risco de ocorrência do evento com método de análise de multicritério.

6.2. Recomendações

Para a redução da incidência da malária recomenda-se que sejam desenvolvidas seguintes acções:

- Elaboração de medidas antivectoriais que consistem no maneo adequado do ambiente, pulverização intra-domicíliaria e em espaços abertos, tratamento de criadouros (aterros, drenagem ou limpeza da vegetação) antes das semanas epidemiológicas mais impactadas pelas variáveis climáticas;
- Uso de métodos de proteção individual e familiar: mosquiteiros impregnados, repelentes, profilaxia, telagem de portas e janelas, roupas tratadas com piretrina, e uso de roupas adequadas entre o anoitecer e amanhecer.
- O melhoramento do sistema de saneamento é uma das medidas mais eficazes para o combate a incidência da malária no país, devido a eventos climáticos que assolam o país seria muito importante a construção de sistemas de saneamento resistentes a certos eventos climáticos;
- A promoção da utilização de SIG no combate a incidência de malária, disseminando mais as técnicas de interpretação de SIG bem como reunir esforços para actualização de informações geográficas presentes nos bancos de dados de algumas instituições que tem foco descrever a informação geomorfológica, climática, geográfica, dentre outras.
- Desenvolvimento de bases de dados que integre informações sobre infraestruturas de saneamento, áreas de risco de proliferação do vector, condições ambientais e práticas culturais em Moçambique. Essa ferramenta permitirá identificar regiões vulneráveis, facilitando ações preventivas e auxiliando as autoridades no combate eficaz à malária, considerando também causas de proliferação não relacionadas ao clima.
- Estudos que integrem técnicas mais robustas para mitigação das limitações do método de análise multicritério, como o uso do Processo Analítico Hierárquico para reduzir a subjetividade na atribuição de pesos. Sugere-se ainda a recolha sistemática e contínua de dados climáticos, ambientais e de saúde para melhorar a qualidade das análises. A integração de ferramentas avançadas, como SIG e algoritmos de machine learning, é essencial para otimizar a modelagem e facilitar a validação dos resultados.
- Programas específicos para a eliminação de focos ambientais propícios ao desenvolvimento da malária, como áreas de água estagnada (charcos) e vegetação densa nas imediações de residências. Além disso, deve-se promover a utilização de espécies vegetais que favoreçam o controlo natural de criadouros, como plantas que atraem seus

predadores primários, criando assim um sistema ecológico sustentável de combate à malária.

- Recomenda-se o monitoramento contínuo das variáveis climáticas e da incidência de malária, utilizando a modelagem preditiva para avaliar a eficácia das intervenções implementadas e ajustar as estratégias de combate à malária conforme necessário.
- A implementação de estratégias regionais específicas no combate à malária em Moçambique deve considerar a interação entre variáveis ambientais, sociais e culturais, além dos factores climáticos.
 - No Sul, onde predomina a aridez, é essencial investir na drenagem de águas estagnadas, no uso de vegetação resistente à seca e na melhoria das infraestruturas de saneamento. A promoção de práticas culturais que incentivem o descarte adequado de lixo e a sensibilização para o uso de mosquiteiros e a eliminação de focos de água são igualmente fundamentais.
 - Na região centro, caracterizada por alta humidade e vegetação densa, recomenda-se a remoção seletiva da vegetação e o manejo sustentável do solo para reduzir locais propícios à acumulação de água. Melhorar o abastecimento de água potável, implementar sistemas eficientes de drenagem e reforçar a gestão de resíduos são medidas essenciais para evitar a proliferação do vector. A sensibilização comunitária deve envolver práticas agrícolas sustentáveis e ações que eliminem criadouros.
 - No Norte, onde há elevada precipitação e vegetação exuberante, é crucial controlar áreas alagadas e monitorar continuamente a vegetação para minimizar criadouros. O reforço da gestão de resíduos e de sistemas de drenagem é igualmente importante. A sensibilização deve destacar o uso de mosquiteiros e práticas que eliminem focos de água, contribuindo para uma abordagem integrada e eficaz no combate à malária.

6.3. Limitações do Estudo

As limitações deste estudo estão relacionadas com a qualidade dos dados e aquisição de dados, tanto os dados de saúde como os dados climáticos e falta de registo de casos positivos no BES em 2016, exigindo o seu preenchimento através da média de casos reportados em 2015. Por isso, recomenda-se que as autoridades públicas em Moçambique melhorem a forma de recolha e organização da informação respeitando a escala diária em seus bancos de dados, pois estudos aprofundados nesta temática são necessários para o estabelecimento de políticas públicas eficientes.

7. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Adapt. (2015). Metodologia dos Modelos-Climáticos. Lisboa: Portaldoclima.pt.
- Adu-Prah, S., & Koffi, T. E. (2014). Spatiotemporal analysis of climate variability impacts on malaria prevalence in Ghana. *Applied Geography*, 60.
- Agudelo, S. F. (1985). Os processos socioeconómicos na transmissão e no controlo da malária. *Revista Brasileira de Malariologia e Doenças Tropicais*, 37 (Suplemento – IV), 19-27.
- Ahrens, C. D. (2009). *Meteorology Today: An Introduction to Weather, Climate, and the Environment* (9th ed.). Cengage Learning.
- Albino, A. J. (2012). Bases Geoambientais Para A Gestão Da Bacia Hidrográfica Do Rio Umbeluzi-Moçambique. Rio de Janeiro.
- Arroz, J. A. (2016). Aumento dos casos de malária em Moçambique, 2014: epidemia ou novo padrão de endemicidade. *Revista de Saúde Pública*.
- Augusto, E. (2018). Aplicação do Índice de Satisfação às Necessidades de Água Para o Monitoramento da Seca em Moçambique (Caso de Estudo da Cultura do Milho, na Época Agrícola 2013-2014). Maputo.
- Baracho, R. C. (2013). Influência de variáveis meteorológicas sobre a incidência dos casos de dengue no município de Areia-PB. Paraíba.
- Barcellos, C., Magalhães, M. d., Reis, I. C., Oliveira, B. d., Hacon, S. d., & Carmo, T. F. (2017). Análise de situação em clima e saúde. Brasília.
- Barnston, A. G., Tippet, M. K., L'Heureux, M. L., Li, S., & DeWitt, D. G. (2012). Skill of real-time seasonal ENSO model predictions during 2002–11: Is our capability increasing? *Bulletin of the American Meteorological Society*, 93(5), 631-651. <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-11-00111.1>
- Barry, R. G., & Chorley, R. J. (2010). *Atmosphere, weather and climate* (9th ed.). New York: Routledge.
- Bayoh, N., & Lindsay, S. (2003). Effect of temperature on the development of the aquatic stages of *Anopheles gambiae sensu stricto* (Diptera: Culicidae). *Bulletin of Entomological Research*, 93(5), 375-381.

- Block, P., & Goddard, L. (2012). Statistical and dynamical climate predictions to guide water resources in Ethiopia. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 138, 287-298.
- Bouma, M. J., & Van der Kaay, H. J. (1994). Epidemic malaria in India and the El Niño southern oscillation. *The Lancet*, 344, 1638-1639.
- Bouma, M. J., & Van der Kaay, H. J. (1996). A Oscilação Sul do El Niño e as epidemias históricas de malária no subcontinente indiano e no Sri Lanka: um sistema de alerta precoce para futuras epidemias. *Medicina Tropical e Saúde Internacional*.
- Bouma, M. J., et al. (1996). Controlo da malária usando permetrina aplicada a tendas de refugiados afegãos nômades no norte do Paquistão. *Boletim da Organização Mundial da Saúde*, 74, 413-421.
- Bouma, M. J., et al. (1997). Previsão de anos de alto risco para malária na Colômbia usando parâmetros de El Niño Oscilação Sul. *Medicina Tropical e Saúde Internacional*, 2, 1122-1127.
- Briet, O., et al. (2008). Temporal correlation between malaria and rainfall in Sri Lanka. *Malaria Journal*, 7, 77.
- Buizza, R., & Palmer, T. N. (1995). The singular-vector structure of the atmospheric general circulation. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 52, 1434-1456.
- Bureau of Environmental and Occupational Health (BEOH). (2017). Division of Public Health. Department of Health Services. P-00709.
- Cai, W., Santoso, A., Collins, M., et al. (2021). Changing El Niño-Southern Oscillation in a warming climate. *Nature Reviews Earth & Environment*, 2, 628-644.
- Chen, Y., Yu, J., Khan, S. (2010). Spatial sensitivity analysis of multi-criteria weights in GIS-based land suitability evaluation. *Environmental Modelling & Software*, 25(12), 1582-1591.
- Chung, W., et al. (2013). The 2012 West Nile encephalitis epidemic in Dallas, Texas. *JAMA*, 310(3), 297-303.
- Cohen, J., & Jones, J. (2011). A new index for more accurate winter predictions. *Geophysical Research Letters*, 38.
- Colher, C. M. (2019). A incidência da malária na região centro de Moçambique. Curitiba.

- Conceição, M. C. (2011). Hospitais de primeira referência, distrito de saúde e estratégia dos cuidados de saúde primários em Moçambique. Lisboa.
- Confalonieri, U. (2003). Variedade climática, vulnerabilidade social e saúde no Brasil. *Terra Livre*, I(20), 193-204.
- Confalonieri, U. (2008). Mudança climática global e saúde humana no Brasil. *Parcerias Estratégicas*, 27, 323-349.
- Consoli, R. A. G., & Oliveira, R. L. (1994). Principais mosquitos de importância sanitária no Brasil. Rio de Janeiro: FIOCRUZ.
- Corrêa, J. A. (2013). Possíveis relações entre elementos meteorológicos e a epidemiologia espaço-temporal da dengue e malária no Estado do Pará. Santarém.
- Coutinho, M. M. (1999). Previsão por conjuntos utilizando perturbações baseadas em componentes principais. Dissertação de Mestrado em Meteorologia, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, SP.
- Craig, M. H., Snow, R. W., & Sauer, D. A. (1999). Climate based distribution model of malaria transmission in Sub-Saharan Africa. *Parasitology Today*, 15(3), 105-110.
- Delacollette, C. (1999). Fundamentação da previsão de epidemias de malária. Paper apresentado no Workshop on the Application of Seasonal Time-scale Weather Forecasts, ECMWF, Reading, Inglaterra.
- Dickinson, R. E., Henderson-Sellers, A., & Kennedy, P. J. (1993). Biosphere-Atmosphere Transfer Scheme (BATS) version 1e as coupled to the NCAR Community Climate Model. NCAR Technical Note.
- Direção Nacional de Gestão de Recursos Hídricos (DNGRH). (2022). Base de dados (em GIS) para a realização dos mapas no Arcmap. Maputo.
- Diro, G. T., Black, E., & Grimes, D. I. F. (2008). Seasonal forecasting of Ethiopian spring rains. *Meteorological Applications*, 15, 73-83.
- Doblas-Reyes, F. J., García-Serrano, J., Lienert, F., Biescas, A. P., & Rodrigues, L. R. L. (2013). Seasonal climate predictability and forecasting: status and prospects. *WIREs Climate Change*, 4, 245-268.

- Emanuel, K. A. (1991). A scheme for representing cumulus convection in large-scale models. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 48(21), 2313-2335. [https://doi.org/10.1175/1520-0469\(1991\)048<2313>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1991)048<2313>2.0.CO;2)
- Emanuel, K. A., & Zivkovic-Rothman, M. (1999). Development and evaluation of a convection scheme for use in climate models. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 56, 1766-1782. [https://doi.org/10.1175/1520-0469\(1999\)056<1766>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1999)056<1766>2.0.CO;2)
- Epstein, P. (2005). Climate change and human health. *New England Journal of Medicine*, 353, 1433–1436.
- FAO. (2007). *Atlas Sócio-Demográfico de Moçambique: 1997-2007 – Uma Abordagem SIG*. Organização das Nações Unidas para a Alimentação e a Agricultura. Disponível em: https://www.academia.edu/57078532/Atlas_s%C3%B3cio_demogr%C3%A1fico_de_Mo%C3%A7ambique_1997_2007_uma_abordagem_SIG
- FAO. (2007). *Carta dos Solos de Moçambique e Mapa de Uso da Terra*. Organização das Nações Unidas para a Alimentação e a Agricultura. Disponível em: <https://data.apps.fao.org/map/catalog/srv/search?keyword=Mozambique>
- FAO. (2022). Portal São Francisco. Obtido de Portal São Francisco: <https://www.portalsaofrancisco.com.br/meio-ambiente/tipos-de-solo>. Acessado em 03 de Janeiro de 2023.
- Ferreira, M. E. (2003). “Doenças tropicais”: O clima e a saúde coletiva. Alterações climáticas e a ocorrência de malária na área de influência do reservatório de Itaipu, PR. São Paulo: Terra Livre.
- Figueiredo, S. A. (2013). Modeling climate change effects in southern Brazil. In D. C. Conley, G. Masselink, P. E. Russell, & T. J. O’Hare (Eds.), *Proceedings 12th International Coastal Symposium* (pp. 123-135). *Journal of Coastal Research*.
- Flato, G. M., et al. (2014). Evaluation of climate models. In *Climate Change 2013: the Physical Science Basis, Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* (pp. 741–866). Cambridge University Press.
- Giorgi, F., & Marinucci, M. R. (1991). Validation of a regional atmospheric model over Europe: Sensitivity of wintertime and summertime simulations to selected physics

parameterizations and lower boundary conditions. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 117, 1171-1206.

Giorgi, F., & Mearns, L. (1999). Introduction to special section: Regional climate modeling revisited. *Journal of Geophysical Research*, 104(D6), 6335-6352.

Giorgi, F., Coppola, E., Solmon, F., et al. (2012). RegCM4: Model description and preliminary tests over multiple CORDEX domains. *Climate Research*, 52, 7-29.

Giorgi, F., et al. (2001). Regional climate information – Evaluation and projections. In *Climate Change 2001: The Scientific Basis, Contribution of Working Group I to the Third Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* (pp. 583–638). Cambridge University Press.

Goddard, L., Mason, S. J., Zebiak, S. E., et al. (2001). Current approaches to seasonal to interannual climate predictions. *International Journal of Climatology*, 21, 1111-1152.

Greenough, G., et al. (2001). The potential impacts of climate variability and change on health impacts of extreme weather events in the United States. *Environmental Health Perspectives*, 109, 191-198.

Grell, G. A. (1993). Prognostic evaluation of assumptions used by cumulus parameterizations. *Monthly Weather Review*, 121, 764-787.

Grell, G. A., Dudhia, J., & Stauffer, D. R. (1994). A description of the fifth generation Penn State/NCAR Mesoscale Model (MM5). NCAR Technical Note, NCAR/TN-398+STR, 121 pp.

Gubler, D. (1998). Resurgent vector-borne diseases as a global health problem. *Emerging Infectious Diseases*, 4(3), 442-450.

Haines, A. (1992). Implicações para a saúde. In J. Legget (Ed.), *Aquecimento global - O Relatório da Greenpeace* (pp. 135-148). Rio de Janeiro: Ed. da Fundação Getúlio Vargas.

Hashizume, M., Terao, T., & Minakawa, N. (2009). The Indian Ocean Dipole and malária risk in the highlands of western Kenya. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 106(5), 1857–1862. <https://doi.org/10.1073/pnas.0806544106>

Hay, L. E., & Clark, M. P. (2003). Use of statistically and dynamically downscaled atmospheric model output for hydrologic simulations in three mountainous basins in the

western United States. *Journal of Hydrology*, 282(1-4), 56-75.
[https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(03\)00252-X](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(03)00252-X)

Hurrell, J. W., et al. (2009). A unified modeling approach to climate system prediction. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 90(12), 1819–1832.
<https://doi.org/10.1175/2009BAMS2752.1>

Impoinvil, D. E., Cardenas, G. A., Gihture, J. I., Mbogo, C. M., & Beier, J. C. (2007). Constant temperature and time period effects on *Anopheles gambiae* egg hatching. *Journal of the American Mosquito Control Association*, 23, 124-130.

INAM; INGD; DNGRH; INS; DNAS. (2021). Prognóstico para Época Chuvosa 2021/2022: Cenários Hidro-meteorológicos, Agrícola e para Saúde.

INAMET. (2013). Atualização da previsão sazonal para a época 2013/2014 referente ao período de janeiro-fevereiro-março de 2014. Luanda.

Jankowski, P. (1995). Integrating geographical information systems and multiple criteria decision-making methods. *International Journal of Geographical Information Systems*, 9(3), 251-273.

Jankowski, P., & Richard, L. (1994). Integration of GIS-based suitability analysis and multicriteria evaluation in a spatial decision support system for site selection. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 21(3), 323-340.

Jardim, C. H. (2002). O clima na bacia do rio Aricanduva, na cidade de São Paulo (SP): aspectos da gênese e dinâmica do clima urbano. Dissertação de Mestrado, Pós-Graduação em Geografia Física, Universidade de São Paulo.

Jesus, E. M. (2014). Simulações climáticas regionais para o CORDEX sobre a América do Sul e impactos das frentes frias na climatologia simulada. São Paulo.

José, A. F. (2021). Avaliação do impacto da variabilidade climática na malária nos distritos de Angoche, Monapo, Nacala-Porto e Cidade de Nampula - Província de Nampula. Cidade de Maputo.

José, A. F. (2022). Previsão Sazonal para a época chuvosa 2022-2023 para o sector da Saúde. Cidade de Maputo: Instituto Nacional de Saúde.

Kalnay, E. (2003). Atmospheric modeling, data assimilation and predictability. Cambridge: Cambridge University Press.

- Kiehl, J. T., Hack, J. J., Bonan, G. B., Boville, B. A., Briegleb, B. P., Williamson, D. L., & Rasch, P. J. (1996). Description of the NCAR Community Climate Model (CCM3). NCAR Technical Note, NCAR/TN-42+STR.
- Kirtman, B. P., Min, D., Infanti, J. M., et al. (2014). The North American Multi-Model Ensemble (NMME): Phase-1 seasonal to interannual prediction, phase-2 toward developing intraseasonal prediction. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 95(4), 585-601.
- Kovats, R. S., Bouma, M. J., Haines, A., Ruti, P. M., & Sauerborn, R. (2003). The effect of El Niño on health in the Pacific region of Ecuador: A time-series analysis. *International Journal of Epidemiology*, 32(1), 144-157.
- Kulkarni, M. A., et al. (2006). Entomological Evaluation of Malária Vectors at Different Altitudes in Hai District, Northeastern Tanzania.
- Kwon, H.-H., Souza Filho, F. D. A., Block, P., Sun, L., Lall, U., & Reis, D. S. (2012). Uncertainty assessment of hydrologic and climate forecast models in Northeastern Brazil. *Hydrological Processes*, 25.
- Landsea, C., & Knaff, A. (2000). How Much Skill Was There In Forecasting The Very Strong 1997-1998 El Niño. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 8, 2107-2119.
- Laprise, R. (2008). Regional climate modeling. *Journal of Computational Physics*, 227, 3641-3666.
- Lemos, W. E. (2015). Previsão Climática Sazonal Do Regime Térmico E Hidrodinâmico De Reservatório. Fortaleza-Ce.
- Lindblade, K., et al. (1999). Highland malária in Uganda: prospective analysis of an epidemic associated with El Niño. *Transactions of the Royal Society of Tropical Medicine and Hygiene*, 93, 480-487.
- Liu, Z., & Alexander, M. (2007). Atmospheric bridge, oceanic tunnel, and global climatic teleconnections. *Reviews of Geophysics*, 45(2), 27-40.
- Lopes, G. (2009). The impact of convective processes on the precipitation distribution in the Amazon Basin. *Atmospheric Research*, 92(4), 528-540. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2009.01.013>

- Lorenz, E. N. (1963). The predictability of hydrodynamic flow. *Transactions of the New York Academy of Sciences*, 25, 409-435.
- Lorenz, E. N. (1972). Predictability: does the flap of a butterfly's wing in Brazil set off a tornado in Texas? In GARP (Ed.), *Environmental Sciences: New Approaches to Global Weather* (pp. 25-52). Boston.
- Mabilana, H. (2010). Desenvolvimento de modelo agr Climatológico para estimativa de rendimento do milho na Província de Manica-Moçambique. Porto Alegre.
- Mabunda, S. J. (2006). A Epidemiologia e o fardo da malária em Moçambique. Barcelona.
- Macie, O. A. (2016). Características da estação chuvosa em Moçambique: Probabilidade de ocorrência de períodos secos e padrões atmosféricos associados. São Paulo.
- Malczewski, J. (1999). *GIS and Multicriteria Decision Analysis*. New York: John Wiley & Sons.
- Malczewski, J. (2004). GIS-based land-use suitability analysis: a critical overview. *Progress in Planning*, 62(1), 3-65.
- Malczewski, J. (2006). Multicriteria decision analysis for collaborative GIS. *Progress in Human Geography*, 30(5), 649-671.
- Malfatti, M. G. L., Cardoso, A. O., & Hamburguer, D. S. (2018). Modelo empírico linear para previsão de vazão de rios na usina hidrelétrica de Itaipu–Bacia do Rio Paraná. *Revista Brasileira de Meteorologia*, 33, 257-268.
- Manguela, A. (2012). Política Nacional da Malária. Programa Nacional de Controlo da Malária. Maputo.
- Marengo, J. A., Alves, L. M., Soares, W. R., Rodriguez, D. A., Camargo, H., Riveros, M. P., & Pabló, A. D. (2014). Two contrasting severe seasonal extremes in tropical South America in 2012: Flood in Amazonia and drought in northeast Brazil. *Journal of Climate*, 27(10), 3617-3632. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-12-00642.1>
- Mason, S. J., & Baddour, O. (2008). Statistical Modelling. In A. Troccoli, M. Harrison, D. L. T. Anderson, & S. J. Mason (Eds.), *Seasonal climate: forecasting and managing risk* (pp. 123-135). Dordrecht: Springer.

- McMichael, A. J., et al. (2004). Comparative Quantification of Health Risks: Global and Regional Burden of Disease due to Selected Major Risk Factors (pp. 1543–1649). World Health Organization. Geneva.
- Meehl, G. A., et al. (2021). Initialized Earth System prediction from subseasonal to decadal timescales. *Nature Reviews Earth & Environment*, 2, 340–357.
- Mendonça, F. (2001). *Clima e Criminalidade: Ensaio Analítico da Correlação entre a Temperatura do Ar e a Incidência da Criminalidade Urbana*. Editora UFPR.
- Mendonça, F. (2005). Clima, tropicalidade e saúde: Uma perspectiva a partir da intensificação do aquecimento global. *Revista Brasileira de Climatologia*.
- Ministério da Saúde (MISAU) (2006). *Documento estratégico para o controlo da malária em Moçambique, Julho 2006 – 2009*. Maputo: Ministério da Saúde.
- Ministério da Saúde (MISAU). (2006). *Documento Estratégico para o Controlo da Malária em Moçambique*. Maputo.
- Ministério da Saúde (MISAU). (2009). *Estudo sobre a Prevenção da Malária na Gravidez: Analisando os Progressos e as Barreiras na Implementação em Moçambique (Relatório Preliminar)*. Maputo.
- Ministério para a Coordenação da Ação Ambiental (MICOA). (2002). *Relatório sobre o estado do ambiente*. Maputo, Ministério Para Coordenação da Ação Ambiental.
- Ministério para a Coordenação da Ação Ambiental (MICOA). (2005). *Avaliação da vulnerabilidade às mudanças climáticas e estratégias de adaptação*. Maputo.
- Moura, A. (2009). Discussões metodológicas para aplicação do modelo de Polígonos de Voronoi em estudos de áreas de influência de fenómenos em ocupações urbanas – estudo de caso em Ouro Preto – MG. *Anais - VII Encontro Nacional da Associação Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos – ENABER*, São Paulo.
- Mukaka, M. M. (2012). Statistics corner: A guide to appropriate use of correlation coefficient in medical research. *Malawi Medical Journal*, 24(3), 69–71.
- Naitzel, L. T. (2021). Validação de modelos climáticos globais e análise de projeções futuras para o Rio Grande do Sul. Porto Alegre.
- Najafi, M. R., & Moradkhani, H. (2016). Ensemble combination of seasonal streamflow forecasts. *Journal of Hydrologic Engineering*, 21.

Namicano, O. S. (2020). Conhecimentos e práticas dos moradores de Mutauanha sobre controlo de vectores de malária. Cidade de Nampula 2019-2020. Nampula.

Nascimento, J. A. (2015). Epidemiologia descritiva da malária no Estado do Piauí, 2002 a 2013. Teresina, Brasil.

Nobre, P., & Shukla, J. (1996). Variations of sea surface temperature, wind stress, and rainfall over the tropical Atlantic and South America. *Journal of Climate*, 9, 2464-2479.

Nunes, L. H., & Lombardo, M. A. (1995). A questão da variabilidade climática: Uma reflexão crítica. *Rev. IG, São Paulo*, 16(112), 21-31.

Oliveira, L. (2013). Principais insectos vectores e mecanismos de transmissão das doenças infecciosas e parasitárias. In J. R. Coura (Ed.), *Dinâmica das doenças infecciosas e parasitárias* (2a ed.). Rio de Janeiro.

OMM. (2022). Fóruns Regionais de Antevisão Climáticas. Obtido de Organização Mundial de Meteorológica: <https://public.wmo.int/en/our-mandate/climate/regional-climate-outlook-products>. Acessado em 05 de Janeiro de 2023.

OMS. (2004). *Malária epidemics: Forecasting, prevention, early detection and control from policy to practice*. Geneva.

OPaís. (2016). Saúde intensifica medidas de prevenção a doenças em Maputo.

Ozturk, A. (1981). Sobre o estudo de uma distribuição de probabilidade para totais de precipitação. *Journal of Applied Meteorology*, 20(D), 1499-01595.

Packard, R. (2007). *The making of a tropical disease: A short story of malaria*. Baltimore: The Johns Hopkins University Press.

Pal, J. S., Giorgi, F., Bi, X., Elguindi, N., & others. (2007). Regional climate modeling for the developing world: The ICTP RegCM3 and RegCNET. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 88, 1395-1409. <https://doi.org/10.1175/BAMS-88-9-1395>

Pal, J. S., Small, E., & Eltahir, E. A. B. (2000). Simulation of regional-scale water and energy budgets: Representation of subgrid cloud and precipitation processes within RegCM. *Journal of Geophysical Research*, 105, 29579-29594. <https://doi.org/10.1029/2000JD900431>

Patz, J. A., Campbell-Lendrum, D., Holloway, T., & Foley, J. A. (2005). Impact of regional climate change on human health. *Nature*, 438, 310-317.

- Pearson, R. D. (2019). Manual MSD Versão Saúde para a Família. Obtido de Malária – Infecções. Retrieved from <https://www.msmanuals.com/pt/casa/infec%E7%F5es/infec%E7%F5es-parasit%E1rias-protozo%E1rios-extraintestinais/mal%E1ria>. Acessado em Janeiro 5, 2023.
- Pielke, R. A. (2012). Mesoscale modeling of the atmosphere. American Meteorological Society. DOI: 10.1007/978-1-935704-12-6.
- Pielke, R. A., Liston, G. E., & Lu, L. (1999). Climate prediction as an initial value problem. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 104, 19463-19479.
- Portier, C., et al. (2010). A human health perspective on climate change: A report outlining the research needs on the human health effects of climate change. The Interagency Working Group on Climate Change and Health. Working Group on Climate Change and Health, Environmental Health Perspectives and the National Institute of Environmental Health Sciences;
- Queiroz, A. T., & Costa, R. A. (2012). Caracterização e variabilidade climática em séries de temperatura, umidade relativa do ar e precipitação em Ituiutaba – MG. *Caminhos de Geografia Uberlândia*, 13(43), 346–357.
- Ramírez, M. C. V., De Campos Velho, H. F., & Ferreira, N. J. (2008). Artificial neural network technique for rainfall forecasting applied to the Sao Paulo region. *Journal of Hydrology*, 301, 146-162.
- Randall, D. A., et al. (2007). Climate models and their evaluation. In *Climate Change 2007: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* (pp. 589-662). Cambridge University Press.
- Reboita, M. S., Ambrizzi, T., Crespo, N. M., et al. (2021). Impacts of teleconnection patterns on South America climate: A review. *Annals of the New York Academy of Sciences*.
- Reboita, M. S., Dias, C. G., Dutra, L. M. M., Da Rocha, R. P., & Llopart, M. (2018). Previsão climática sazonal para o Brasil obtida através de modelos climáticos globais e regional. *Revista Brasileira de Meteorologia*, 33(2), 207-224.
- Reboita, M. S., Krusche, N., Ambrizzi, T., & Da Rocha, R. P. (2012). Entendendo o tempo e o clima na América do Sul. *Revista Terræ Didática*, 8(1), 34-50.

- Reboita, M. S., Kuki, C. A., Ferreira, G. W., Torres, F. L., Lima, L. M., & Lima, J. W. (2022). “Drivers” da previsão climática sazonal: Uma revisão da literatura. Dourados, MS: Revista Brasileira de Climatologia.
- Reiter, P. (2001). Climate change and mosquito-borne disease. *Environmental Health Perspectives*, 109(1), 1-5.
- Ribeiro, J. W., & Rooke, J. M. (2010). Saneamento básico e sua relação com o meio ambiente e a saúde pública. Juiz de Fora.
- Robertson, A. W., & Vitart, F. (2019). Sub-seasonal to seasonal prediction: The gap between weather and climate forecasting. Amsterdam: Elsevier.
- Rose, J., et al. (2001). Climate variability and change in the United States: Potential impacts on water-and foodborne diseases caused by microbiologic agents. *Environmental Health Perspectives*, 109(Suppl. 2), 211-220.
- Saaty, T. L. (1980). *The Analytic Hierarchy Process: Planning, Priority Setting, Resource Allocation*. New York: McGraw-Hill.
- Saaty, T. L. (2008). *Decision making with the analytic hierarchy process*. *International Journal of Services Sciences*, 1(1), 83-98.
- SADC. (2020). Declaração do Vigésimoquarto Sul Virtualclima Regional de África Fórum de Outlook (SARCOF-24).
- Saha, S., Moorthi, S., Pan, H.-L., et al. (2010). The NCEP climate forecast system reanalysis. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 91, 1015–1057.
- Sansigolo, C. A., & Reis, T. G. (2014). Probabilidades de precipitações sazonais no NE do Brasil associadas a eventos extremos de ENOS. In *Anais do XII Simpósio de Recursos Hídricos do Nordeste*, Natal.
- Sardinha, C. A. (2015). Avaliação da situação do saneamento básico do meio e seus efeitos sobre a saúde comunitária rural da vila do distrito de Inhassoro. Vilankulo.
- Schepen, A., Wang, Q. J., & Robertson, D. E. (2012). Combining the strengths of statistical and dynamical modeling approaches for forecasting Australian seasonal rainfall. *Journal of Geophysical Research*, 117.

- Schober, P., & Schwarte, L. A. (2018). Correlation coefficients: Appropriate use and interpretation. *Anesthesia and Analgesia*, 1763–1768. <https://doi.org/10.1213/ANE.0000000000002864>
- Scliar, M. (2007). História do conceito de saúde. *PHYSIS: Rev. Saúde Coletiva*.
- Secretaria de Vigilância em Saúde-MISAU. (2019). Descrição do processo de monitoramento dos testes de diagnóstico rápido de malária, Brasil, 2014 a 2016. *Boletim Epidemiológico*.
- Sequeira, A. R. (2017). A malária em Moçambique: Políticas, provedores de cuidados, saberes e práticas de gestão da doença. Lisboa.
- Shukla, J. (1981). Dynamical predictability of monthly means. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 38, 2547-2572.
- Shukla, J., & Kinter, J. L. (2006). Predictability of seasonal climate variations: A pedagogical review. In T. Palmer & R. Hagedorn (Eds.), *Predictability of Weather and Climate* (pp. 306-341). Cambridge University Press.
- Sigrist, S. R. (2018). PPMAC - Portal de Plantas Mediciniais, Aromáticas e Condimentares. Obtido de Plantas Mediciniais, Aromáticas: <https://www.ppmac.org/content/solos-arenosos-e-solos-argilosos>. Acessado em: 10 de Janeiro de 2023.
- Silva, B. C., Tucci, C. E., & Collischonn, W. (2006). Previsão de Vazão com Modelos Hidroclimáticos. Instituto de Pesquisas Hidráulicas IPH – UFRGS.
- Silva, B. d., & Silva, C. A. (2017). A Influência Dos Factores Climáticos Nos Casos De Dengue das 10 Cidades Mais Populosas Do Mato Grosso Do Sul Em 2009. São Paulo: Instituto de Geociência – Unicamp.
- Silva, G. A. M. & Ambrizzi, T. (2010). Summertime moisture transport over Southeastern South America and extratropical cyclones behavior during inter-El Nino events. *Theoretical and Applied Climatology*, 101(3-4), 303-310.
- Silva, G. A., Dutra, L. M., Rocha, R. P., Ambrizzi, T., & Leiva, É. (2014). Preliminary analysis on the global features of the NCEP CFSv2 seasonal hindcasts. São Paulo. <http://dx.doi.org/10.1155/2014/695067>. Acessado em: 25 de Janeiro de 2023.
- Silva, G. M. C., Gozzo, L. F., & Reboita, M. S. (2021). Etapas de uma previsão climática sazonal. *Terrae Didatica*, 17.

- Silveira, C. S., Coutinho, M. M., Costa, A. A., & Maria, P. H. S. (2014). Previsão de tempo por conjuntos para a região nordeste do Brasil. *Revista Brasileira de Meteorologia*, 29(3), 351-366.
- Simmons, A., & Hollingsworth, A. (2002). Some aspects of the improvement in skill of numerical weather prediction. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 128(580), 647-677. <https://doi.org/10.1256/003590002321042135>.
- Sinka, M., et al. (2010). The dominant Anopheles vectors of human malaria in Africa, Europe and the Middle East: Occurrence data, distribution maps and bionomic précis. *Parasites & Vectors*, 3, 117.
- Souza Filho, F. A., & Lall, U. (2003). Seasonal to interannual ensemble streamflow forecasts for Ceara, Brazil: Applications of a multivariate, semiparametric algorithm. *Water Resources Research*, 39(11), 1307-1320.
- Souza, D. O., Silva, A. J. S., & Rocha, R. P. (2009). Diurnal cycle and summer climatology assessment over South America: Evaluation of regional climate model simulations. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 114(D10). <https://doi.org/10.1029/2008JD010212>
- Souza, E. B. et al. (2014). Mudanças ambientais de curto e longo prazo: Projeções, reversibilidade e atribuição. In *Base científica das mudanças climáticas. Contribuição do Grupo de Trabalho 1 do Painel Brasileiro de Mudanças Climáticas ao Primeiro Relatório da Avaliação Nacional sobre Mudanças Climáticas* (pp. 320-346).
- Stresman, G. H. (2010). Beyond temperature and precipitation: Ecological risk factors that modify malaria transmission. *Acta tropica*, 116, 167-172.
- Sun, L., Moncunill, D. F., Li, H., Moura, A. D., & Souza Filho, F. A. (2005). Redução do clima no Nordeste do Brasil usando NCEP RSM97. *Journal of Climate*, 18, 551-567.
- Sutherst, R. (2004). Global change and human vulnerability to vector-borne diseases. *Clinical Microbiology Reviews*, 17, 136-173.
- Thomson, M. C., Mason, S. J., Phindela, T., & Connor, S. J. (2006). *Use of Rainfall and Sea Surface Temperature Monitoring for Malaria Early Warning in Botswana*. *The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene*, 73(1), 214-221.
- Tonnang, H. E., et al. (2014). Zoom in at African country level: Potential climate induced changes in areas of suitability for survival of malaria vectors. *International Journal of Health Geographics*.

- Toth, Z., & Kalnay, E. (1993). Ensemble forecasting at NMC: The generation of perturbations. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 74(12), 2317-2339.
- Troccoli, A. (2010). *Seasonal climate: Forecasting and managing risk* (Vol. 82). Gallipoli: Springer Science & Business Media.
- TVM. (2022). *Saneamento na Cidade da Beira: Construção de valas de drenagem começa em 2023*. Cidade da Beira.
- Vilanculos, A. (2022). *Eventos Hidroclimatológicos Extremos*. Cidade de Maputo: Inter Escolas Editores.
- Vitart, F., & Robertson, A. W. (2018). The sub-seasonal to seasonal prediction project (S2S) and the prediction of extreme events. *Climate and Atmospheric Science*, 1.
- Wamphulafax. (2022). *Nampula poderá registar doenças hídricas*.
- Wang and J. Picaut (2004). "Understanding ENSO physics—a review," in *Earth's Climate: The Ocean-Atmosphere Interaction*. vol. 147 of *Geophysical Monograph Series*. pp. 21–48. AGU. Washington, DC;
- Wang, B., Lee, J. Y., Kang, I. S., et al. (2009). Advance and prospectus of seasonal prediction: Assessment of the APCC/CliPAS 14-model ensemble retrospective seasonal prediction (1980–2004). *Climate Dynamics*, 33, 93-117.
- Wang, C. (2019). Three-ocean interactions and climate variability: A review and perspective. *Climate Dynamics*, 53, 5119-5136.
- Wilks, D. (1990). Estimativa de máxima verossimilhança para a distribuição gama usando dados contendo zeros. *Journal of Climate*, 3, 1495-1501.
- Wilks, D. S. (1995). *Métodos estatísticos nas ciências atmosféricas: Uma introdução*. San Diego, Academic Press.
- Wisconsin Initiative On Climate Change Impacts (WICCI). (2011). *Wisconsin's changing climate: Impacts and adaptation*. Nelson Institute for Environmental Studies. University of Wisconsin and Wisconsin Department of Natural Resources. Available at: http://www.wicci.wisc.edu/report/2011_WICCI-Report.pdf. Disponível em: Acesso em: 28 de Setembro de 2022.

Woolhiser, D. A. (1992). Modelando a precipitação diária - progresso e problemas. In A. T. Walden & P. Guttorp, *Estatística nas ciências ambientais e da terra: Novos desenvolvimentos na teoria e na prática*. Maidenhead, E. Arnold.

World Health Organization. (2017). *Relatório sobre doenças infecciosas*. Genebra, Suíça: Revista da OMS.

World Meteorological Organization (WMO). (2021). *Challenge to improve sub-seasonal to seasonal predictions using artificial intelligence*.

Xu, L., Chen, N., & Zhang, X. (2018). A comparison of large-scale climate signals and the North American Multi-Model Ensemble (NMME) for drought prediction in China. *Journal of Hydrology*, 557, 378-390.

Ynoue, R. Y., Reboita, M. S., Ambrizzi, T., & Silva, G. A. M. (2017). *Meteorologia: Noções básicas*. São Paulo: Oficina de Textos.

Yuan, X., Wood, E. F., Luo, L., & Pan, M. (2011). A first look at Climate Forecast System version 2 (CFSv2) for hydrological seasonal prediction. *Geophysical Research Letters*, 38, L13402. doi:10.1029/2011GL047792.

APÊNDICES

Apêndicê 1. Correlações de Pearson entre variáveis climáticas e a incidência de malária em Manica, período de 2010 a 2020, durante os meses de outubro a março (OND e JFM).

Distrito	Ano	Casos de Malária Associados a Variáveis de Clima							
		Lag	Prec. (mm)	Lag	Tmin (°C)	Lag	Tmax (°C)	Lag	Hr
Cidade de Chimoio	2010/11	0	0,40	1	0,23	5	-0,32	4	0,78
	2011/12	1	0,28	1	0,48	8	0,31	3	0,74
	2012/13	0	0,41	0	0,56	8	0,06	1	0,61
	2013/14	6	0,49	7	0,26	3	0,10	1	0,34
	2014/15	0	0,80	0	0,43	8	0,14	1	0,65
	2015/16	1	0,33	3	0,45	6	-0,32	2	0,71
	2016/17	0	0,36	0	0,35	8	-0,52	1	0,60
	2017/18	5	0,54	5	0,79	4	0,08	2	0,57
	2018/19	5	0,45	0	0,55	6	-0,34	1	0,67
	2019/20	4	0,44	7	0,26	5	-0,15	1	0,53
Manica	2010/11	1	0,28	0	0,12	7	0,11	1	0,46
	2011/12	8	0,31	2	0,25	5	0,04	1	0,55
	2012/13	0	0,26	2	0,21	7	0,05	1	0,36
	2013/14	2	0,43	5	0,57	6	0,04	4	0,74
	2014/15	1	0,22	0	0,32	8	0,21	2	0,66
	2015/16	7	0,37	4	0,54	4	-0,28	1	0,54
	2016/17	0	0,03	1	0,24	8	-0,30	1	0,56
	2017/18	2	0,61	2	0,77	4	-0,04	2	0,73
	2018/19	6	0,39	2	0,29	2	0,00	0	0,63
	2019/20	6	0,24	6	0,32	1	-0,05	1	0,37
Sussundenga	2010/11	6	0,42	5	0,42	2	-0,04	8	0,57
	2011/12	1	0,24	4	0,45	4	0,39	7	0,51
	2012/13	6	0,31	0	0,31	4	0,26	1	0,24
	2013/14	1	0,24	0	0,61	8	0,36	2	0,64
	2014/15	0	0,27	1	0,32	8	0,25	2	0,61
	2015/16	7	0,33	6	0,31	6	0,11	1	0,57
	2016/17	0	0,24	0	0,34	8	-0,39	1	0,54
	2017/18	3	0,51	2	0,83	2	-0,20	1	0,71
	2018/19	2	0,22	5	0,09	8	0,25	0	0,41
	2019/20	4	0,41	3	0,10	2	-0,18	2	0,59
Gondola	2010/11	1	0,39	0	0,54	6	-0,34	2	0,67
	2011/12	2	0,39	6	0,49	7	0,22	2	0,69
	2012/13	2	0,55	2	0,58	7	0,12	1	0,61
	2013/14	5	0,42	0	0,05	3	0,30	1	0,08
	2014/15	5	0,43	0	0,20	8	0,20	1	0,59
	2015/16	0	0,30	0	0,39	5	-0,08	1	0,75
	2016/17	0	0,36	4	0,27	6	-0,47	1	0,60
	2017/18	2	0,49	1	0,85	8	-0,22	2	0,62
	2018/19	8	0,27	8	0,32	7	0,28	6	0,35

Distrito	Ano	Casos de Malária Associados a Variáveis de Clima							
		Lag	Prec. (mm)	Lag	Tmin (°C)	Lag	Tmax (°C)	Lag	Hr
	2019/20	0	0,41	0	0,12	8	-0,16	1	0,23
Barué	2010/11	2	0,26	0	0,15	8	-0,20	4	0,66
	2011/12	0	0,39	6	0,42	8	0,32	5	0,68
	2012/13	1	0,40	0	0,33	7	0,18	1	0,32
	2013/14	1	0,70	4	0,46	8	-0,03	2	0,74
	2014/15	0	0,60	0	0,27	8	0,15	1	0,63
	2015/16	0	0,42	3	0,49	7	-0,27	6	0,64
	2016/17	1	0,42	0	0,14	7	-0,40	1	0,46
	2017/18	4	0,32	0	0,42	7	0,27	4	0,36
	2018/19	5	0,43	5	0,57	3	0,19	0	0,40
	2019/20	8	0,68	4	0,44	3	0,41	3	0,44
Guro	2010/11	8	0,38	7	0,27	8	0,40	1	0,72
	2011/12	0	0,42	2	0,21	8	0,05	6	0,67
	2012/13	8	0,23	8	0,13	8	0,45	8	0,21
	2013/14	2	0,36	2	0,27	8	0,26	1	0,61
	2014/15	8	0,29	7	0,51	7	0,32	1	0,52
	2015/16	7	0,62	2	0,47	3	-0,02	5	0,48
	2016/17	1	0,43	0	-0,22	8	-0,18	2	0,48
	2017/18	1	0,32	2	0,68	5	-0,06	5	0,45
	2018/19	6	0,42	1	0,36	8	0,22	2	0,40
	2019/20	0	0,33	8	0,06	7	0,62	2	0,28

Apendicê 2. Correlações de Pearson entre variáveis climáticas e a incidência de malária na Cidade de Maputo, período de 2010 a 2020, nos meses de outubro a março (OND e JFM).

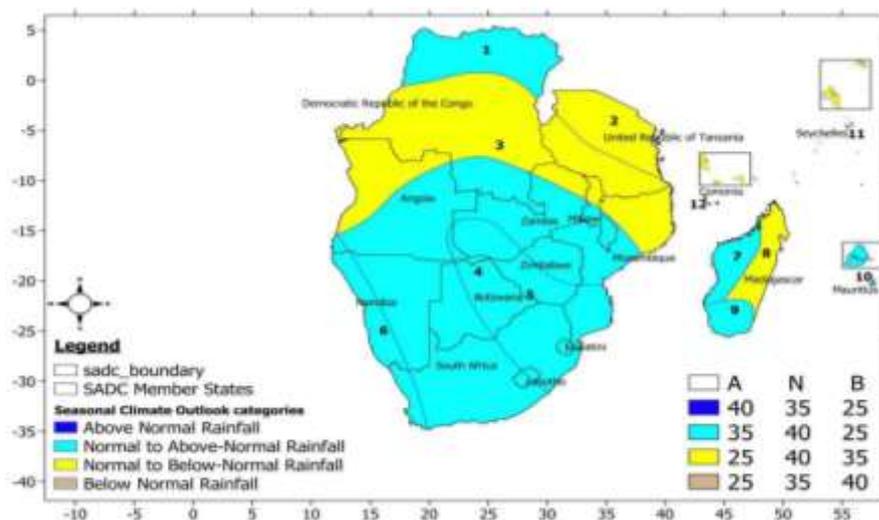
Distrito	Ano	Casos de Malária Associados a Variáveis de Clima							
		Lag	Prec. (mm)	Lag	Tmin(°C)	Lag	Tmax (°C)	Lag	Hr
Kamubukwana	2010/11	2	-0,17	7	0,68	7	0,46	0	0,24
	2011/12	4	0,36	3	0,41	6	0,26	4	0,37
	2012/13	3	0,69	7	0,41	2	0,50	2	0,41
	2013/14	4	0,49	0	0,59	3	0,34	0	0,18
	2014/15	1	0,00	1	0,63	3	0,42	0	0,06
	2015/16	6	0,36	4	0,51	4	0,30	7	0,56
	2016/17	4	0,66	8	0,57	1	0,38	2	0,44
	2017/18	4	0,46	0	0,85	2	0,02	2	0,67
	2018/19	7	0,46	2	0,09	2	0,54	6	0,20
	2019/20	2	0,51	2	0,24	2	0,11	2	0,39
Kampfumo	2010/11	0	-0,15	1	0,78	8	0,40	0	0,31
	2011/12	1	0,35	4	0,74	4	0,28	5	0,53
	2012/13	1	0,27	2	0,45	1	0,38	4	0,43
	2013/14	3	0,46	0	0,52	6	0,39	8	0,25
	2014/15	2	0,29	1	0,70	7	0,41	0	0,23
	2015/16	0	0,30	4	0,56	4	-0,06	8	0,62
	2016/17	0	0,42	0	0,53	7	-0,26	0	0,52
	2017/18	6	0,44	0	0,83	3	0,17	2	0,67
	2018/19	6	0,69	8	0,33	1	0,47	6	0,38
	2019/20	6	0,30	2	0,56	2	0,22	7	0,39
Nhamankulo	2010/11	1	-0,09	1	0,62	8	0,35	0	0,28
	2011/12	0	0,07	0	0,58	5	0,04	0	0,41
	2012/13	2	0,32	2	0,33	8	0,46	3	0,39
	2013/14	4	0,52	0	0,27	4	0,41	6	0,17
	2014/15	4	0,07	0	0,56	3	0,36	0	0,17
	2015/16	6	0,43	0	0,82	0	0,14	6	0,58
	2016/17	4	0,43	0	0,56	8	0,12	2	0,51
	2017/18	8	0,49	1	0,78	8	0,10	2	0,65
	2018/19	5	0,36	3	0,34	3	0,57	5	0,37
	2019/20	8	0,31	2	0,43	2	0,17	4	0,19
Kamavota	2010/11	8	-0,14	3	0,56	7	0,51	0	-0,06
	2011/12	1	0,34	4	0,42	6	0,35	7	0,43
	2012/13	3	0,47	3	0,54	2	0,40	2	0,45
	2013/14	3	0,43	0	0,66	7	0,49	1	0,14
	2014/15	2	0,09	0	0,66	6	0,49	0	0,20
	2015/16	3	0,63	8	0,66	8	0,42	5	0,36
	2016/17	3	0,69	7	0,70	0	0,46	8	0,48
	2017/18	8	0,56	2	0,89	8	0,20	0	0,75
	2018/19	7	0,59	2	0,05	2	0,57	6	0,12
	2019/20	6	0,38	2	0,60	0	0,27	6	0,39

Apêndice 3. Correlações de Pearson entre variáveis climáticas e a incidência de malária em Nampula, período de 2010 a 2020, durante os meses de outubro a março (OND e JFM).

Distrito	Ano	Casos de Malária Associados a Variáveis de Clima							
		Lag	Prec. (mm)	Lag	Tmin (°C)	Lag	Tmax (°C)	Lag	Hr
Ribaué	2010/11	1	0,57	1	0,09	8	0,21	8	0,32
	2011/12	5	0,44	6	0,35	1	-0,12	6	0,47
	2012/13	8	0,30	1	0,25	7	-0,35	3	0,44
	2013/14	7	0,59	6	0,06	4	0,63	8	0,08
	2014/15	4	0,31	0	0,06	0	0,48	4	0,32
	2015/16	7	0,47	7	0,36	6	0,41	0	0,56
	2016/17	0	0,32	0	0,03	8	-0,40	0	0,70
	2017/18	1	0,37	7	0,34	7	-0,01	1	0,55
	2018/19	7	0,72	6	0,15	5	0,55	7	0,26
	2019/20	0	0,37	0	0,05	5	-0,11	0	0,50
Nacala Porto	2010/11	0	0,42	2	-0,02	1	0,10	1	0,46
	2011/12	7	0,50	6	0,15	6	0,27	7	0,56
	2012/13	8	0,49	8	0,51	0	0,47	7	0,47
	2013/14	0	0,56	7	0,31	3	0,22	0	0,71
	2014/15	1	0,22	7	0,37	1	0,07	2	0,38
	2015/16	3	0,74	0	0,37	1	0,45	0	0,42
	2016/17	1	0,59	0	0,37	3	0,66	2	0,56
	2017/18	0	-0,01	6	0,39	8	0,79	0	0,52
	2018/19	0	0,26	0	0,15	0	0,31	1	0,32
	2019/20	8	0,03	8	0,38	3	0,51	8	0,31
Cidade de Nampula	2010/11	1	0,44	0	0,31	8	0,01	1	0,71
	2011/12	8	0,26	8	0,28	8	-0,18	0	0,54
	2012/13	0	0,27	0	0,33	6	-0,34	0	0,51
	2013/14	0	-0,04	2	0,12	8	0,23	0	0,36
	2014/15	0	0,35	8	0,29	8	0,31	0	0,51
	2015/16	2	0,43	5	0,37	8	-0,09	0	0,56
	2016/17	6	0,28	7	0,35	7	0,33	0	0,46
	2017/18	0	0,40	6	0,47	7	-0,11	0	0,59
	2018/19	8	0,19	0	0,35	7	0,11	0	0,43
	2019/20	7	-0,03	6	-0,06	5	0,00	0	0,26
Malema	2010/11	0	0,54	0	0,71	8	-0,54	0	0,79
	2011/12	0	0,43	0	0,39	8	0,20	3	0,46
	2012/13	1	0,12	7	0,31	0	-0,12	5	0,25
	2013/14	0	0,51	0	0,25	7	-0,09	0	0,50
	2014/15	1	0,33	0	0,06	8	0,36	0	0,31
	2015/16	1	0,65	0	0,45	7	0,02	1	0,55
	2016/17	0	0,38	0	0,29	8	-0,32	0	0,60
	2017/18	0	0,31	6	0,40	8	0,06	0	0,62
	2018/19	7	0,13	0	0,41	8	-0,01	0	0,44
	2019/20	0	0,54	0	0,05	8	-0,02	0	0,65

Distrito	Ano	Casos de Malária Associados a Variáveis de Clima							
		Lag	Prec. (mm)	Lag	Tmin (°C)	Lag	Tmax (°C)	Lag	Hr
Ilha de Moçambique	2010/11	6	0,39	6	0,22	7	0,06	0	0,53
	2011/12	3	0,34	7	0,34	7	0,18	3	0,64
	2012/13	5	0,22	7	0,31	8	0,37	6	0,38
	2013/14	0	0,51	3	0,15	8	-0,38	8	0,67
	2014/15	0	0,63	6	0,02	7	0,05	0	0,38
	2015/16	5	0,14	8	0,34	5	0,04	2	0,38
	2016/17	8	0,53	7	0,07	7	0,16	2	0,41
	2017/18	7	0,20	2	0,32	2	-0,03	3	0,49
	2018/19	2	0,26	5	0,27	5	0,34	8	0,22
	2019/20	8	0,41	7	0,35	6	0,17	7	0,31
Memba	2010/11	6	0,65	3	0,20	5	-0,07	0	0,42
	2011/12	6	0,42	5	0,39	3	0,22	6	0,37
	2012/13	8	0,22	8	0,45	8	-0,01	6	0,28
	2013/14	8	0,63	6	0,35	6	0,31	0	0,26
	2014/15	0	0,20	6	0,28	6	0,35	4	0,06
	2015/16	1	0,48	8	0,36	8	-0,20	6	0,55
	2016/17	1	0,34	7	0,15	3	-0,10	1	0,30
	2017/18	1	0,06	3	0,30	8	-0,13	1	0,56
	2018/19	1	0,30	0	0,37	8	0,13	0	0,40
	2019/20	1	0,24	0	0,18	8	0,15	0	0,30

ANEXOS



Anexo 1. Previsão climática sazonal regional disponíveis no Portal SADC OND de 2020.

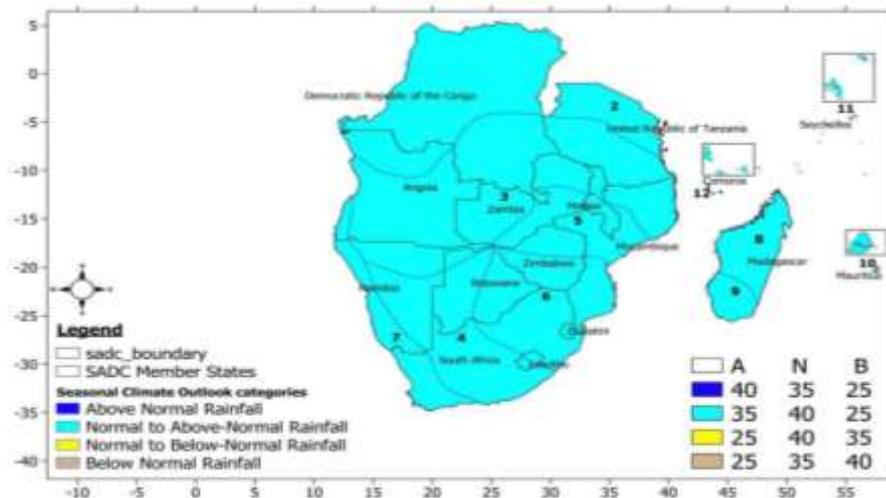
Fonte: SADC, 2020.

Anexo 2. Descrição das zonas e suas probabilidades para OND.

Zona	Descrição das Probabilidades
Zona 1	República Democrática do Norte do Congo (RDC) - Aumento das chances de precipitação normal para acima do normal
Zona 2	Norte da Tanzânia - Aumento das chances de Precipitação normal para abaixo do normal;
Zona 3	Zâmbia, a maior parte da RDC e a metade noroeste de Angola. Norte de Moçambique, sul da Tanzânia, norte do Malawi, extremo norte - Aumento das chances de precipitação normal para abaixo do normal
Zona 4	Centro de Moçambique, sul do Malawi, metade norte do Zimbabwe, maior parte da Zâmbia, extremo sul da RDC, metade sudeste de Angola, maior parte da Namíbia, metade ocidental do Botswana, maior parte das partes central e ocidental da África do Sul, partes ocidentais do Lesoto - Aumento das chances de precipitação normal para acima do normal
Zona 5	Extremo sudoeste da Zâmbia, área de Caprivi, sudeste de Angola, metade sudoeste do Zimbabué, metade leste do Botswana, maior parte do norte da África do Sul, leste do Lesoto, Eswatini e sul de Moçambique - Aumento das chances de precipitação normal para acima do normal
Zona 6	A maior parte do sudoeste de Angola e áreas costeiras ocidentais da Namíbia e da África do Sul - Aumento das chances de precipitação normal para acima do normal
Zona 7	Madagáscar Ocidental - Aumento das chances de precipitação normal para acima do normal
Zona 8	Madagáscar oriental - Aumento das chances de precipitação normal para abaixo do normal
Zona 9	Sul de Madagáscar - Aumento das chances de precipitação normal para acima do normal
Zona 10	Maurícias - Aumento das chances de precipitação normal a acima do normal;

Zona 11	Seychelles - Aumento das chances de precipitação normal para abaixo do normal
Zona 12	Comores - Aumento das chances de precipitação normal para abaixo do normal

Fonte: SADC, 2020.



Anexos 3. Previsão climática sazonal regional disponíveis no Portal SADC JFM de 2021.

Fonte: SADC, 2020.

Anexo 4. Descrição das zonas e suas probabilidades para JFM.

Zona	Descrição das Probabilidades
Zona 1	Granel da RDC e do extremo norte de Angola. Aumento das chances de precipitação normal para acima do normal
Zona 2	Tanzânia mais setentrional - Aumento das chances de precipitação normal para acima do normal
Zona 3	Norte de Moçambique, maior parte da Tanzânia, norte do Malawi, norte e oeste da Zâmbia, maior parte de Angola, sudeste da RDC, ponta noroeste do Botswana e extremo norte da Namíbia - Aumento das chances de precipitação normal para acima do normal
Zona 4	Centro de Moçambique, sul do Malawi, centro da Zâmbia e metade norte do Zimbabué - Aumento das chances de precipitação normal para acima do normal
Zona 5	Sul de Moçambique, metade sul do Zimbabwe, metade oriental do Botswana, centro e norte da África do Sul, Eswatini e leste do Lesoto - Aumento das chances de precipitação normal para acima do normal
Zona 6	Metade ocidental do Botswana, centro ao sul da Namíbia, oeste do Lesoto e centro África do Sul - Aumento das chances de precipitação normal para acima do normal
Zona 7	Ponta sudoeste de Angola, franjas ocidentais da Namíbia e África do Sul - Aumento das chances de precipitação normal para acima do normal
Zona 8	Madagáscar central e setentrional - Aumento das chances de precipitação normal para acima do normal

Zona 9	Madagáscar mais meridional - Aumento das chances de precipitação normal para acima do normal
Zona 10	Maurícias - Aumento das chances de precipitação normal para acima do normal
Zona 11	Seychelles - Aumento das chances de precipitação normal para acima do normal
Zona 12	Comores - Aumento das chances de precipitação normal para acima do normal

Fonte: SADC, 2020