



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ  
CENTRO DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOGRAFIA**

**MARCELO SOUSA DA COSTA**

**ARBOVIROSE EM CIDADE MÉDIA DO CEARÁ: ANÁLISE CLIMÁTICA E  
APLICABILIDADE DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA PREVISÃO DE  
CASOS DE DENGUE EM SOBRAL-CE.**

**FORTALEZA**

**2025**

MARCELO SOUSA DA COSTA

ARBOVIROSE EM CIDADE MÉDIA DO CEARÁ: ANÁLISE CLIMÁTICA E  
APLICABILIDADE DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA PREVISÃO DE  
CASOS DE DENGUE EM SOBRAL-CE.

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Geografia, da Universidade Federal do Ceará, como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Geografia. Área de Concentração: Dinâmica territorial e ambiental.

Orientadora: Profa. Dra. Vládia Pinto Vidal de Oliveira.  
Coorientador: Prof. Dr. Roberto Alan Ferreira Araújo.

FORTALEZA

2025

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação  
Universidade Federal do Ceará  
Sistema de Bibliotecas

Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

---

C874a Costa, Marcelo Sousa da.

Arbovirose em cidade média do Ceará: análise climática e aplicabilidade de redes neurais artificiais para previsão de casos de dengue em Sobral-CE. / Marcelo Sousa da Costa. – 2025.

147 f. : il. color.

Tese (doutorado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Ciências, Programa de Pós-Graduação em Geografia , Fortaleza, 2025.

Orientação: Profa. Dra. Vládia Pinto Vidal de Oliveira.

Coorientação: Prof. Dr. Roberto Alan Ferreira Araújo.

1. Sobral. 2. clima. 3. dengue. 4. redes neurais artificiais. 5. modelagem computacional. I.  
Título.

---

CDD 910

MARCELO SOUSA DA COSTA

ARBOVIROSE EM CIDADE MÉDIA DO CEARÁ: ANÁLISE CLIMÁTICA E  
APLICABILIDADE DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA PREVISÃO DE  
CASOS DE DENGUE EM SOBRAL-CE.

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Geografia, da Universidade Federal do Ceará, como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Geografia. Área de Concentração: Dinâmica territorial e ambiental.

Aprovado em: 24/09/2025.

BANCA EXAMINADORA

---

Profa. Dra. Vládia Pinto Vidal de Oliveira (Orientadora)  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

---

Prof. Dr. Roberto Alan Ferreira Araújo (Coorientador)  
Centro Universitário de Patos (UNIFIP)

---

Profa. Dra. Maria Elisa Zanella  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

---

Dr. Bruno Cardoso Dantas  
Universidade de São Paulo (USP)

---

Profa. Dra. Patrícia Vasconcelos Frota  
Universidade Estadual Vale do Acaraú (UEVA)

---

Prof. Dr. Jorge Ricardo Félix de Oliveira  
Instituto Federal de Ciência e Tecnologia (IFCE)

A Deus.

À minha querida esposa, Jéssica Girão.

Às minhas filhas:

Maria Flor (*In Memoriam*), Elisa e Isabel.

## AGRADECIMENTOS

A Deus, por sua graça, bondade e misericórdia me seguir todos os dias da minha vida. Obrigado por estar sempre comigo, apesar de mim. *Soli Deo Gloria!*

À minha amada esposa, Jéssica Girão, agradeço por ser porto seguro, por me apoiar, incentivar, inspirar e desafiar diariamente. Amo você!

Às minhas filhas Maria Flor (*In memoriam*), Elisa e Isabel, agradeço por me ensinarem a apreciar a beleza da vida diária, simples e comum, e a valorizar o que realmente é importante. Amo vocês!

À minha mãe, Lúcia, pelo exemplo de amor, resiliência e doação; aos familiares e amigos que torcem e se alegram com minhas conquistas. Agradeço pelo apoio e carinho.

À minha orientadora inicial, Profa. Dra. Maria Elisa Zanella, agradeço pela gentileza, cuidado e atenção ao longo das orientações. Você é sinônimo de educação e carisma.

À minha orientadora final, Profa. Vládia Pinto Vidal de Oliveira, agradeço pela solicitude em topar o desafio da orientação.

Ao meu coorientador, que se tornou um amigo ao longo do mestrado e doutorado, Prof. Dr. Roberto Alan Ferreira Araújo, agradeço pelas reuniões, conversas formais e informais, apoio, cuidado e conselhos acadêmicos e de vida. Serei eternamente grato por sua vida. Você é exemplo de empatia e humanidade.

Ao Dr. Bruno Cardoso Dantas pelas valiosas contribuições na modelagem, orientação e participação da banca. Agradeço pelo investimento de tempo, dedicação e disposição na pesquisa.

À Profa. Dra. Patrícia Vasconcelos Frota e ao Prof. Dr. Jorge Ricardo Félix de Oliveira por terem aceitado participar e contribuir na banca.

Aos colegas de trabalho da EMTI Maria Odete da Silva Colares, pelas inúmeras conversas, incentivos e parceria de vida profissional.

À Prof. Dra. Alexsandra Muniz e aos estudantes do PIBID Geografia UFC na EMTI Maria Odete pela compreensão e apoio indireto ao longo da pesquisa, em especial, ao Mateus Costa pelas contribuições cartográficas.

Aos colegas da turma de doutorado em Geografia UFC pela referência e inspiração acadêmica.

O caminho do domínio é o caminho da atividade, do esforço, da disciplina e do interesse no outro e no mundo; nesse caminho, não nos vemos como meros receptores, mas como instrumentos da bênção (MONTEIRO, 2025, p. 211).

## RESUMO

Assim como nas metrópoles, o crescimento das cidades médias tem sido acompanhado por problemas socioambientais. No Ceará, há sete municípios inseridos nessa categoria, que possuem importância e influência socioeconômica nas regiões em que estão inseridos, bem como têm apresentado desafios ambientais e de saúde pública. Nesse sentido, o aumento das arboviroses nas cidades brasileiras é um desses obstáculos que podem estar relacionados a fatores climáticos e socioeconômicos. A pesquisa se insere na perspectiva da Geografia da Saúde e visa identificar e analisar as variáveis climáticas mais significativas na ocorrência das arboviroses em Sobral, cidade média cearense. Para esta finalidade, utilizou-se a metodologia da Geografia socioambiental de Mendonça (2001), técnica dos quantis e a utilização de Redes Neurais Artificiais (Random Forest, LSTM e Ensemble) para dar suporte de forma eficiente às políticas públicas de saúde da população local. Verificou-se que 75% dos casos acima da média de dengue se associaram com anos dentro da normalidade de precipitação e 65% eram anos de atuação do La Niña. Os bairros mais populosos e economicamente dinâmicos foram os que apresentaram mais casos de dengue na sede de Sobral. Em relação a modelagem preditiva, o LSTM não demonstrou bons resultados ao longo das etapas de testes e avaliação; o Ensemble teve um resultado intermediário ao longo dos testes. Contudo, o modelo Random Forest, após dois ajustes, obteve um coeficiente de determinação que previu os casos de dengue com 80% de precisão. Esses resultados contribuem significativamente como referencial na literatura e ações na saúde pública, especialmente em cidades com informações climáticas e socioeconômicas mais restritas.

**Palavras-chave:** Sobral; clima; dengue; redes neurais artificiais; modelagem computacional.

## ABSTRACT

As it happens in big cities, the growth of medium-sized towns has been followed by socioenvironmental problems. In Ceara state, there are seven towns which have socioeconomic importance and influence in their regions classified as medium-sized towns that have also presented some environmental and public health challenges. Therefore, the increase of arbovirus in Brazilian cities is an obstacle that can be related to climate and socioeconomic factors. The research is inserted in the Health Geography perspective and aims to identify and analyse the most substantial climate variables during the arbovirus occurrences in Sobral, a medium-sized town in Ceara. To this end, it will be applied the methodology of Socioenvironmental Geography by Medonça (2001), the quantile technique and the use of Artificial Neural Networks (Random Forest, LSTM, and Ensemble) were used to efficiently support public health policies for the local population. It was found that 75% of above-average dengue cases were associated with years with normal rainfall, and 65% were years with La Niña activity. The most populous and economically dynamic neighborhoods were those with the most dengue cases in Sobral. Regarding predictive modeling, the LSTM did not perform well throughout the testing and evaluation stages; the Ensemble model performed intermediately. However, the Random Forest model, after two adjustments, achieved a coefficient of determination that predicted dengue cases with 80% accuracy. These results contribute significantly as a reference for the literature and public health initiatives, especially in cities with more limited climatic and socioeconomic information.

**Keywords:** Sobral, climate, dengue, artificial neural network, computer simulation.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 -	Mapa de localização do município de Sobral.....	23
Figura 2 -	Pontos turísticos, culturais e educacionais de Sobral.....	25
Figura 3 -	Mapa dos distritos de Sobral.....	26
Figura 4 -	Mapa da distribuição populacional de Sobral.....	27
Figura 5 -	Mapa dos principais distritos de Sobral.....	29
Figura 6 -	Imagens da sede de Sobral.....	30
Figura 7 -	Imagens do distrito de Jaibaras.....	31
Figura 8 -	Imagens do distrito de Taperuaba.....	32
Figura 9 -	Imagens do distrito de Aracatiaçu.....	33
Figura 10 -	Mapa da delimitação do semiárido do Brasil.....	34
Figura 11 -	Evolução das pesquisas e marcos da Geografia da Saúde	52
Figura 12 -	Imagens de satélite da ZCIT.....	64
Figura 13 -	Imagens de satélite dos VCANs.....	66
Figura 14 -	Imagens de satélite dos CCMs.....	68
Figura 15 -	Imagens de satélite das LIS.....	70
Figura 16 -	Imagens de satélite dos DOL.....	72
Figura 17 -	Imagens de satélite das Brisas Marítimas.....	74
Figura 18 -	Imagens de satélite das Frentes Frios.....	76
Figura 19 -	Impactos climáticos do El Niño.....	78
Figura 20 -	Impactos climáticos da La Niña.....	79
Figura 21 -	Diagrama dos passos metodológicos.....	94
Figura 22 -	Fluxograma da aplicação da Técnica dos Quantis.....	96
Figura 23 -	Ambiente do Google Colaboratory.....	97
Figura 24 -	Dataframe dos dados iniciais.....	98
Figura 25 -	Percorso da aplicação da modelagem.....	99
Figura 26 -	Mapa da divisão por bairros da cidade de Sobral.....	123
Figura 27 -	Mapa dos casos de dengue por bairro da cidade de Sobral.....	124

Figura 28 - Correlação entre variáveis climáticas e casos de dengue	129
Figura 29 - Importância das variáveis climáticas no modelo Random Forest.....	130

## LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 -	Temperatura média mensal das normais climatológicas de Sobral.....	36
Gráfico 2 -	Insolação total das normais climatológicas de Sobral.....	37
Gráfico 3 -	Evaporação das normais climatológicas de Sobral.....	38
Gráfico 4 -	Pressão atmosférica ao nível do barômetro mensal.....	39
Gráfico 5 -	Precipitação acumulada mensal das normais climatológicas de Sobral.....	40
Gráfico 6 -	Precipitação acumulada anual das normais climatológicas de Sobral.....	41
Gráfico 7 -	Nº de dias com a precipitação igual ou maior a 1 mm.....	42
Gráfico 8 -	Nº de dias (ano) com precipitação das normais climatológicas de Sobral.....	43
Gráfico 9 -	Umidade relativa do ar das normais climatológicas de Sobral.....	44
Gráfico 10 -	Relação entre umidade e temperatura (1991 - 2020).....	45
Gráfico 11 -	Climograma de Sobral.....	47
Gráfico 12 -	Artigos publicados em RNAs por área do conhecimento...	85
Gráfico 13 -	Relação entre precipitação (mm) e dengue (2002, 2003, 2004 e 2005).....	104
Gráfico 14 -	Relação entre precipitação (mm) e dengue (2006, 2007, 2008 e 2009).....	106
Gráfico 15 -	Relação entre precipitação (mm) e dengue (2010, 2011, 2012 e 2013).....	108
Gráfico 16 -	Relação entre precipitação (mm) e dengue (2014, 2015, 2016 e 2017).....	110
Gráfico 17 -	Relação entre precipitação (mm) e dengue (2018, 2019, 2020, 2021 e 2022).....	113
Gráfico 18 -	Distribuição temporal da precipitação (2002 - 2022).....	115
Gráfico 19 -	Distribuição temporal de dengue (2002 - 2022).....	116
Gráfico 20 -	Relação entre precipitação e dengue (2002-2022).....	118
Gráfico 21 -	Resultados das previsões dos modelos.....	128

Gráfico 22 -	Resultados das previsões dos modelos após ajustes.....	132
Gráfico 23 -	Resultados das previsões dos modelos após criação de variáveis.....	135

## **LISTA DE TABELAS**

Tabela 1 -	População dos distritos de Sobral.....	28
Tabela 2 -	Nebulosidade das normais climatológicas de Sobral...	37
Tabela 3 -	Dados econômicos de Sobral.....	50
Tabela 4 -	Ranking de buscas no Google Trends no Ceará.....	122
Tabela 5 -	Métricas da avaliação dos modelos.....	126
Tabela 6 -	Métricas da avaliação dos modelos ajustados com as melhores variáveis.....	131
Tabela 7 -	Métricas da avaliação dos modelos com a criação de variáveis.....	134

## LISTA DE QUADROS

Quadro 1 -	Características dos ventos em Sobral.....	46
Quadro 2 -	Índice de Desenvolvimento Humano de Sobral.....	48
Quadro 3 -	Produto Interno Bruto de Sobral.....	49
Quadro 4 -	Sobral: ordenamento da série histórica (1993-2022).....	100
Quadro 5 -	Sobral: classificação dos anos por volume de precipitação (1993 - 2022).....	101
Quadro 6 -	Sobral: aplicação do método dos quantis.....	101
Quadro 7 -	Sobral: caracterização dos anos-padrão (1993-2022).....	102
Quadro 8 -	Sobral: destaques mensais de 2002, 2003, 2004 e 2005....	104
Quadro 9 -	Destaques mensais de 2006, 2007, 2008 e 2009.....	106
Quadro 10 -	Destaques mensais de 2010, 2011, 2012 e 2013.....	109
Quadro 11 -	Destaques mensais de 2014, 2015, 2016 e 2017.....	111
Quadro 12 -	Destaques mensais de 2018, 2019, 2020, 2021 e 2022....	114
Quadro 13 -	Resumo da relação entre as variáveis climáticas.....	117
Quadro 14 -	Precipitação média mensal (2002-2022).....	119
Quadro 15 -	Incidência média mensal de dengue (2002 - 2022).....	120
Quadro 16 -	Incidência anual de dengue (2002-2022).....	120
Quadro 17 -	Casos de dengue por bairros de Sobral.....	125

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

a.C	antes de Cristo
A.e	Aedes
ANN	Artificial Neural Networks
ARIMA	Modelo autorregressivo integrado de Médias Móveis
AP	Amapá
CCMs	Complexos Convectivos de Mesoescala
CE	Ceará
CNN	Redes neurais convolucionais
CPTEC	Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos
DENV	Vírus da dengue
DOL	Distúrbios Ondulatórios de Leste
ENOS	El Niño Oscilação Sul
FUNCENE	Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos
Hab.	habitantes
hPa	Hectopascals
IA	Inteligência Artificial
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IDH	Índice de Desenvolvimento Humano
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IPECE	Instituto de Pesquisa e Estratégia Econômica do Ceará
Km	Quilômetro
LIs	Linhos de Instabilidade
LSTM-RNN	Redes de memória de longo prazo
MLR	Régressão linear múltipla
MLP	Multiplayer Perceptron
mm	Milímetro

m/s	Metro por segundo
NEB	Nordeste brasileiro
NOAA	Administração Oceânica e Atmosférica Nacional
OMS	Organização Mundial da Saúde
op. cit.	Obra citada
PIB	Produto Interno Bruto
RNA	Rede Neural Artificial
SARIMA	Modelo sazonal autorregressivo integrado de médias móveis
SCM	Sistema Convectivo de Mesoescala
SUDENE	Superintendência do Desenvolvimento do Nordeste
SVM	Máquinas de vetores de suporte
TSM	Temperatura da Superfície do Mar
VCAN	Vórtice Ciclônico de Altos Níveis
ZCIT	Zona de Convergência Intertropical

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO.....</b>	<b>18</b>
<b>2.</b>	<b>OBJETIVOS.....</b>	<b>22</b>
<b>2.1</b>	<b>Objetivo Geral.....</b>	<b>22</b>
<b>2.2</b>	<b>Objetivos Específicos.....</b>	<b>22</b>
<b>3</b>	<b>CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO.....</b>	<b>23</b>
<b>3.1</b>	<b>Sobral - localização, história e divisão territorial.....</b>	<b>23</b>
<b>3.2</b>	<b>Sobral - aspectos climáticos e ambientais.....</b>	<b>33</b>
<b>4</b>	<b>REVISÃO DE LITERATURA.....</b>	<b>51</b>
<b>4.1</b>	<b>Geografia, clima e saúde.....</b>	<b>51</b>
<b>4.2</b>	<b>Dengue: elementos epidemiológicos e biogeográficos.....</b>	<b>58</b>
<b>4.3</b>	<b>Fenômenos e sistemas atmosféricos.....</b>	<b>62</b>
<b>4.3.1</b>	<b>Zona de Convergência Intertropical.....</b>	<b>62</b>
<b>4.3.2</b>	<b>Vórtice Ciclônico de Altos Níveis.....</b>	<b>65</b>
<b>4.3.3</b>	<b>Complexo Convectivo de Mesoescala.....</b>	<b>66</b>
<b>4.3.4</b>	<b>Linhas de Instabilidade.....</b>	<b>68</b>
<b>4.3.5</b>	<b>Distúrbios Ondulatórios de Leste.....</b>	<b>70</b>
<b>4.3.6</b>	<b>Brisa Marítima e Brisa Terrestre.....</b>	<b>71</b>
<b>4.3.7</b>	<b>Frentes Frias.....</b>	<b>73</b>
<b>4.3.8</b>	<b>El Niño/La Niña.....</b>	<b>75</b>
<b>4.3.9</b>	<b>Temperatura da Superfície do Mar no Atlântico Tropical.....</b>	<b>79</b>
<b>4.4</b>	<b>Modelagem aplicada à previsão de dengue.....</b>	<b>79</b>
<b>4.4.1</b>	<b>Redes neurais artificiais aplicada à previsão de dengue.....</b>	<b>81</b>
<b>5</b>	<b>PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS.....</b>	<b>90</b>
<b>5.1</b>	<b>Dados.....</b>	<b>93</b>
<b>5.2</b>	<b>Técnica dos quantis.....</b>	<b>94</b>
<b>5.3</b>	<b>Modelagem preditiva através das Redes neurais artificiais.....</b>	<b>95</b>
<b>6</b>	<b>APLICAÇÃO DA TÉCNICA DOS QUANTIS (1993-2022).....</b>	<b>98</b>

<b>7</b>	<b>ANÁLISE DESCRIPTIVA DAS SÉRIES (2001-2022).....</b>	<b>101</b>
<b>8</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÕES DA SÉRIE TEMPORAL.....</b>	<b>112</b>
<b>8.1</b>	<b>Distribuição temporal da dengue, precipitação e variáveis climáticas.....</b>	<b>112</b>
<b>8.2</b>	<b>Comparação entre cidades médias: Maracanaú, Sobral e Juazeiro do Norte.....</b>	<b>117</b>
<b>8.3</b>	<b>Google Trends como ferramenta para análise de casos de dengue.....</b>	<b>119</b>
<b>8.4</b>	<b>Casos de dengue por bairros na cidade de Sobral (2008-2023)....</b>	<b>121</b>
<b>9</b>	<b>APLICAÇÃO DAS REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA PREVISÃO DE CASOS DE DENGUE.....</b>	<b>124</b>
<b>10</b>	<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS.....</b>	<b>135</b>
	<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>137</b>

## 1. INTRODUÇÃO

As cidades médias<sup>1</sup> estão se tornando o local onde se obtém informação necessária para a atividade econômica, a expectativa é que as cidades médias brasileiras se tornem cidades especializadas, especialmente, provedoras de suporte de ensino e pesquisa científica para as atividades agrícolas ou relacionadas ao seu contexto regional. Nesse sentido, é importante estudar essas cidades, identificando as possibilidades de circulação de pessoas, mercadorias, informações e valores, pois estes elementos intensificam as relações entre as cidades e suas regiões (SOARES, 2006).

No Ceará há oito municípios inseridos na categoria de cidades médias: Caucaia (355.679 hab.), Juazeiro do Norte (286.120 hab.), Maracanaú (234.392 hab.), Sobral (203.023 hab.), Crato (131.050 hab.), Itapipoca (131.123 hab.), Maranguape (105.093 hab.) e Iguatu (103.074 hab.)<sup>2</sup>. Essas cidades possuem importância e influência socioeconômica nas regiões em que estão inseridas.

Assim como as metrópoles, o crescimento das cidades médias tem sido acompanhado por problemas socioambientais. Desse modo, as doenças transmitidas por insetos são um problema de saúde que muitas cidades do Ceará enfrentam ao longo do tempo, como a dengue e mais recentemente o zika vírus e a febre Chikungunya.

As arboviroses<sup>3</sup> têm representado um desafio à saúde pública, principalmente em regiões tropicais devido às variações climáticas, desmatamentos, migração populacional, ocupação desordenada de áreas urbanas e precariedade das condições sanitárias que favorecem a amplificação e a transmissão viral (LOPES, 2014).

Atualmente, as três arboviroses de maior importância para a saúde pública no Brasil são a *dengue*, *Chikungunya* e *zika vírus*, sendo estas transmitidas pelos mesmos insetos vetores, o *Aedes aegypti* e o *Ae. albopictus*<sup>4</sup>. No Brasil,

<sup>1</sup> As cidades médias para o Estado do Ceará adotaram o critério do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) que considera cidades assim classificadas com população entre 100.000 a 500.000 habitantes.

<sup>2</sup> População do censo de 2022 conforme os dados do IBGE. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/>. Acesso em 17 jul. 2023.

<sup>3</sup> Arbovírus (Arthropod-borne virus) são assim designados pelo fato de parte de seu ciclo de replicação ocorrer nos insetos, podendo ser transmitidos aos seres humanos e outros animais pela picada de artrópodes hematófagos. Dos mais de 545 espécies de arbovírus conhecidos, cerca de 150 causam doenças em humanos (LOPES, 2014).

<sup>4</sup> O *Aedes albopictus* é outro transmissor potencial do vírus da dengue. A importância do mosquito do gênero *Aedes* está relacionada com o fato de grande parte de seus representantes estarem envolvidos na transmissão de patógenos ao homem.

diversas epidemias dessas arboviroses têm sido notificadas, demonstrando a presença desses vetores em diferentes regiões do país, mostrando o seu grande potencial de adaptação e dispersão. Isto ocorre pelas condições climáticas, que favorecem a proliferação dos vetores e a infraestrutura dos serviços básicos de saúde oferecidos no Brasil (MANIERO, 2016).

A Prefeitura de Sobral já registrou no primeiro semestre de 2021: 246 casos de dengue no município. Em contrapartida, durante o mesmo período de 2020, foram confirmados apenas 37 casos. Além da dengue, foram confirmados nove casos de chikungunya e um de zika. Cerca de 80% dos focos estão localizados em imóveis residenciais<sup>5</sup>.

A dengue juntamente com a chikungunya e tuberculose eram as doenças com mais casos confirmados de notificação compulsória em 2016 em Sobral com 686, 93 e 144 casos, respectivamente<sup>6</sup>.

A Organização Mundial de Saúde (OMS) reconhece essa situação como um problema global de saúde pública, em virtude de sua crescente dispersão territorial, por isso há necessidade de ações de prevenção e controle cada vez mais complexas.

A incidência das arboviroses é alta, assim como sua dispersão no território brasileiro. De acordo com dados epidemiológicos, o número de casos graves e óbitos é preocupante. Vale ressaltar que as conexões do *zika vírus* com a síndrome de Guillain-Barré<sup>7</sup> e, sua transmissão vertical, resultando em casos de microcefalia, são motivo de alarme nacional e internacional (MANIERO, 2016).

Esses vírus tendem a ter uma distribuição geográfica e climática restrita, como integrante de um subsistema ecológico representado pelos vírus, vetores,

O *Ae. aegypti* é considerada o único vetor do arbovírus da dengue nas Américas, enquanto o *Ae. albopictus*, apesar de não possuir papel relevante como vetor de arbovírus no Brasil, mostrou-se capaz de infectar-se e transmitir o vírus DEN-2 da dengue, febre amarela e vírus da encefalite. Disponível em: <https://www.saude-rioclaro.org.br/dengue>. Acesso em 28 abr. 2021.

<sup>5</sup>

<https://www.sobral.ce.gov.br/informes/principais/cresce-numero-de-dengue-no-municipio-cerca-de-80-dos-focos-estao-localizados-em-imoveis-residenciais>

<sup>6</sup> Fonte: Instituto de Pesquisa e Estratégia Econômica do Ceará (IPECE) e Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD). Disponível em: [https://www.ipece.ce.gov.br/wp-content/uploads/sites/45/2018/09/Sobral\\_2017.pdf](https://www.ipece.ce.gov.br/wp-content/uploads/sites/45/2018/09/Sobral_2017.pdf). Acesso em: 06 jul. 2022.

<sup>7</sup> Síndrome de Guillain-Barré (SGB) é a maior causa de paralisia flácida generalizada no mundo, com incidência anual de 1-4 por 100.000 habitantes e pico entre 20-40 anos de idade. A maioria dos pacientes percebe inicialmente a doença através de sensação de parestesias nas extremidades distais dos membros inferiores e, em seguida, superiores. Fraqueza progressiva é o sinal mais perceptível ao paciente, ocorrendo geralmente nesta ordem: membros inferiores, braços, tronco, cabeça e pescoço. Disponível em: <https://portalarquivos2.saude.gov.br/images/pdf/2014/abril/03/pcdt-sindrome-guillain-barre-livro-2009.pdf>. Acesso em 28 abr. 2021.

hospedeiros amplificadores e reservatórios. Especificamente, o vírus da dengue é representado por quatro sorotipos: *DENV-1* a *DENV-4*. O principal ciclo de transmissão do *DENV* envolve somente os seres humanos e mosquitos nos grandes centros urbanos tropicais. A expansão geográfica global e o aumento da incidência de epidemias da dengue coincidiram exatamente com o crescimento urbano e a globalização (LOPES, 2014).

A dengue é uma doença que afeta, normalmente, as pessoas de baixa renda. Assim, muitas pessoas são vitimadas, principalmente, nos trópicos; tal situação faz com que os cidadãos se afastem das suas atividades laborais, o que por consequência, afeta a economia (MENDONÇA, 2021).

Por sua vez, o vírus zika é um flavivírus<sup>8</sup> transmitido pelo *Aedes aegypti* e que foi originalmente isolado de uma fêmea de macaco *Rhesus febril* na Floresta Zika (VASCONCELOS, 2015).

A OMS decretou a infecção por zika em 2016 como uma emergência em saúde pública de preocupação mundial em virtude das alterações neurológicas reportadas e do surto de microcefalia identificado no Brasil em 2015, após casos similares ocorridos na Polinésia Francesa em 2014 (OMS, 2016).

O Chikungunya também é transmitido pelo *Ae. aegypti* de habitat urbano de áreas tropicais e pelo *Ae. albopictus*, exibe comportamento alimentar diverso, com maior frequência em áreas de menor aglomeração humana, alimentando-se e repousando preferencialmente no peridomicílio. A transmissão autóctone dessa doença no Brasil foi detectada em setembro de 2014, na cidade do Oiapoque – AP (HONÓRIO et al., 2015).

A dengue tornou-se um dos principais problemas de saúde pública e vem se tornando ainda mais alarmante com os cenários futuros da urbanização e mudanças climáticas, despertando interesse global (MENDONÇA, 2021).

Diante desse cenário alarmante, nossa hipótese é que seja possível identificar e prever os casos de dengue, bem como os ciclos epidêmicos, de forma a possibilitar uma atuação mais eficaz no combate ao vírus.

---

<sup>8</sup> Flavivírus é uma família de vírus transmitidos por mosquitos e carrapatos que causam algumas doenças importantes, incluindo dengue, febre amarela, encefalite transmitida por carrapatos e febre do Nilo Ocidental. Os flavivírus têm RNA de fita simples como seu material genético. Disponível em: <https://www.portalsaofrancisco.com.br/saude/flavivirus#>. Acesso em: 28 abr. 2021.

Nesse contexto de saúde pública, são necessários programas de prevenção e controle de arboviroses no Brasil que sejam eficientes no combate aos insetos vetores. Uma boa maneira de executar ações úteis é compreender o padrão do vírus que, inclusive, se adapta rapidamente às mudanças do meio ambiente e suas relações com os aspectos atmosféricos (precipitação, temperatura e umidade) e as condições socioeconômicas (saneamento básico, habitação, destinação do lixo e projetos de saúde).

Steinke et al. (2021) afirmam que analisar o perfil epidemiológico da doença é uma ferramenta essencial para avaliar o seu comportamento no decorrer do tempo, identificar os anos epidêmicos, o padrão temporal e os segmentos sociais mais afetados.

Portanto, uma análise que correlacione os fatores citados com um modelo estatístico que possibilite compreender e predizer os casos das arboviroses é essencial para direcionar ações específicas ao combate do aumento de casos das doenças advindas de arboviroses como a dengue, zika e chikungunya em determinados períodos do ano e sob certas condições socioambientais. Nesse sentido, faz-se necessário buscar novas estratégias que surjam como alternativas à prevenção e controle dessas arboviroses.

Freitas et al. (2019) concluem que os modelos matemáticos e estatísticos, especialmente as ferramentas de análise de sistema de informação, têm sido amplamente utilizados para monitorar e prever a incidência de epidemias na população, uma vez que em populações específicas, esses modelos contribuíram para o entendimento da dinâmica do zika vírus, na qual foi possível predizer possíveis surtos em períodos subsequentes às séries estudadas. Entre esses modelos, o pesquisador destaca o uso do modelo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis (ARIMA) e o sazonal (SARIMA), útil em situações em que os dados de séries temporais exibem flutuações sazonais periódicas que se repetem aproximadamente na mesma intensidade a cada ano.

No Estado do Ceará, existem pesquisas que discorrem sobre as condições climáticas/sociais e as doenças, muitas concentradas nas cidades da região metropolitana de Fortaleza, todavia, há necessidade de um estudo mais amplo em outras cidades cearenses que são importantes centros locais e regionais, por isso a escolha por Sobral, uma cidade média cearense, pois com essas

informações, medidas eficientes poderão ser tomadas para minimizar os casos e a vulnerabilidade à doença.

Assim, com o intuito de enriquecer a literatura regional sobre o tema, suprir as lacunas das pesquisas e ser um propulsor de medidas práticas e eficientes para a redução das arboviroses é que a presente pesquisa se justifica como relevante ao meio acadêmico/profissional e do poder público.

Portanto, esta pesquisa será útil devido à análise multivariável, o que tornará os resultados mais fidedignos à realidade, bem como uma ferramenta para prevenção e planejamento, uma vez que terão os resultados da modelagem preditiva.

## **2. OBJETIVOS**

### **2.1 Objetivo Geral**

Analisar a relação entre as condições climáticas e a incidência de dengue em Sobral, desenvolvendo um modelo preditivo baseado em Redes Neurais Artificiais (RNA).

### **2.2 Objetivos Específicos**

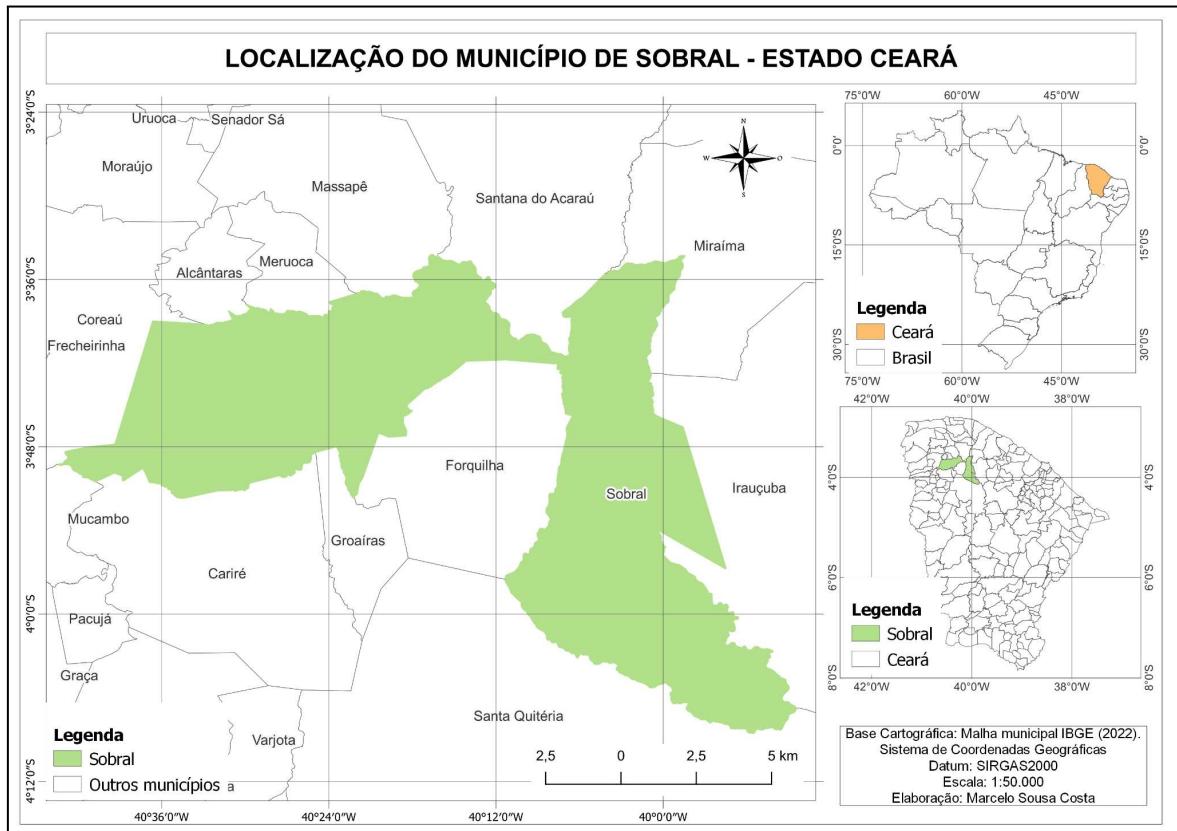
- Caracterizar o município de Sobral a partir das condições climáticas, socioeconômicas e ambientais.
- Sistematizar o perfil epidemiológico da dengue em Sobral no período de 2002 a 2022, de forma a analisar a evolução da doença e sua relação com variáveis climáticas.
- Identificar e espacializar os bairros com maior vulnerabilidade à ocorrência de casos de dengue na cidade de Sobral.
- Elaborar um referencial teórico-metodológico que aborda a dinâmica climática de Sobral e explore modelos aplicáveis à previsão de casos de dengue.
- Desenvolver um modelo preditivo baseado em Redes Neurais Artificiais (RNA) para estimar a incidência de dengue em Sobral.

### 3. CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

#### 3.1 Sobral - localização, história e divisão territorial.

O município está localizado na porção noroeste do Ceará ( $3^{\circ} 41' 10''S$ ;  $40^{\circ} 20' 59''W$ ) e limita-se ao norte com Miraíma, Santana do Acaraú, Massapê, Meruoca e Alcântaras; ao sul com Cariré, Groaíras, Forquilha e Santa Quitéria; a leste com Irauçuba e Miraíma; e a oeste com Coreaú e Mucambo (IPECE, 2017).

Figura 1 - Mapa de localização do município de Sobral.



Fonte: Autor, 2025.

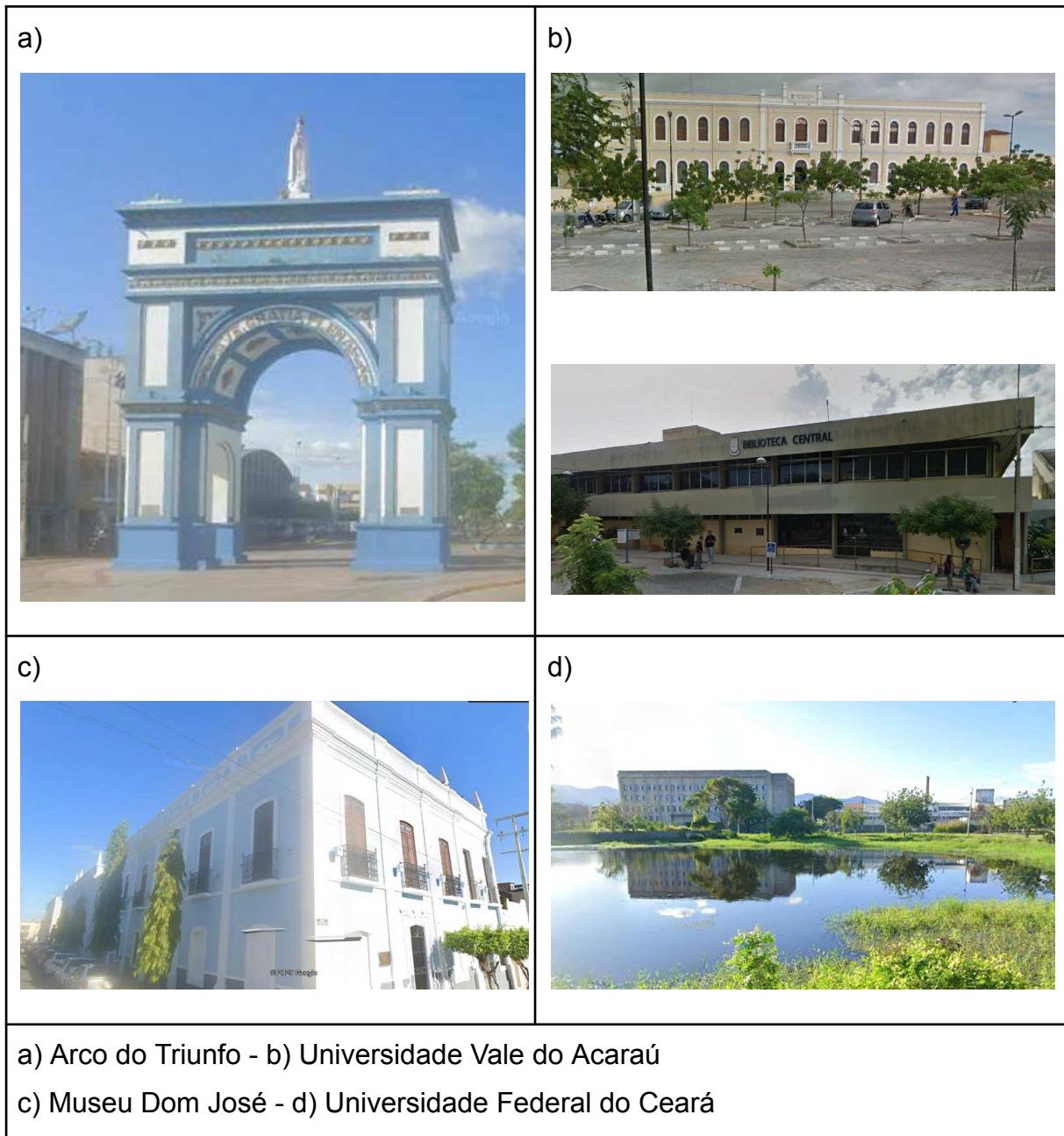
A origem de Sobral data de 1841. Situada na região norte do Ceará, a 235 quilômetros de Fortaleza, constitui-se como um referencial de crescimento e desenvolvimento econômico do interior do estado. A principal via de acesso de Fortaleza para Sobral é a BR-222. Há 50 anos, a cidade era o principal polo comercial da região norte do estado; inclusive, na segunda metade do século XIX, o desenvolvimento de Sobral chegou a superar o da capital cearense. Atualmente, o progresso da cidade se consolidou a partir da instalação de indústrias e de um

vigoroso sistema educacional e de prestação de serviços de saúde (SOBRAL, 2025).

Holanda (2011) assegura que o desenvolvimento de Sobral iniciou-se com uma economia marcada pelo comércio ligado à produção agrícola e à pecuária. As feiras, onde se vendiam gêneros alimentícios e carne seca, se territorializavam nas praças e deram origem a pequenos comércios fixos, consolidando Sobral como centro comercial regional. A cidade passou a se tornar referência econômica a partir da exportação de algodão, produtos da carnaúba, couro e charque, utilizando o porto de Camocim e, posteriormente, a ferrovia.

Todavia, Sobral entrou em declínio econômico a partir do século XX, causado por secas, pela ação limitadora das oligarquias locais e pela ascensão de Fortaleza como capital, que passou, por conseguinte, a concentrar investimentos e infraestrutura. A retomada de investimentos na cidade sobralense ocorreu apenas com a SUDENE na década de 1960, mas sem grandes mudanças estruturais. As transformações significativas vieram apenas nos anos 1990, com a intensificação da globalização e o surgimento de novas lógicas territoriais ligadas ao consumo, circulação e à tecnologia (HOLANDA, 2011).

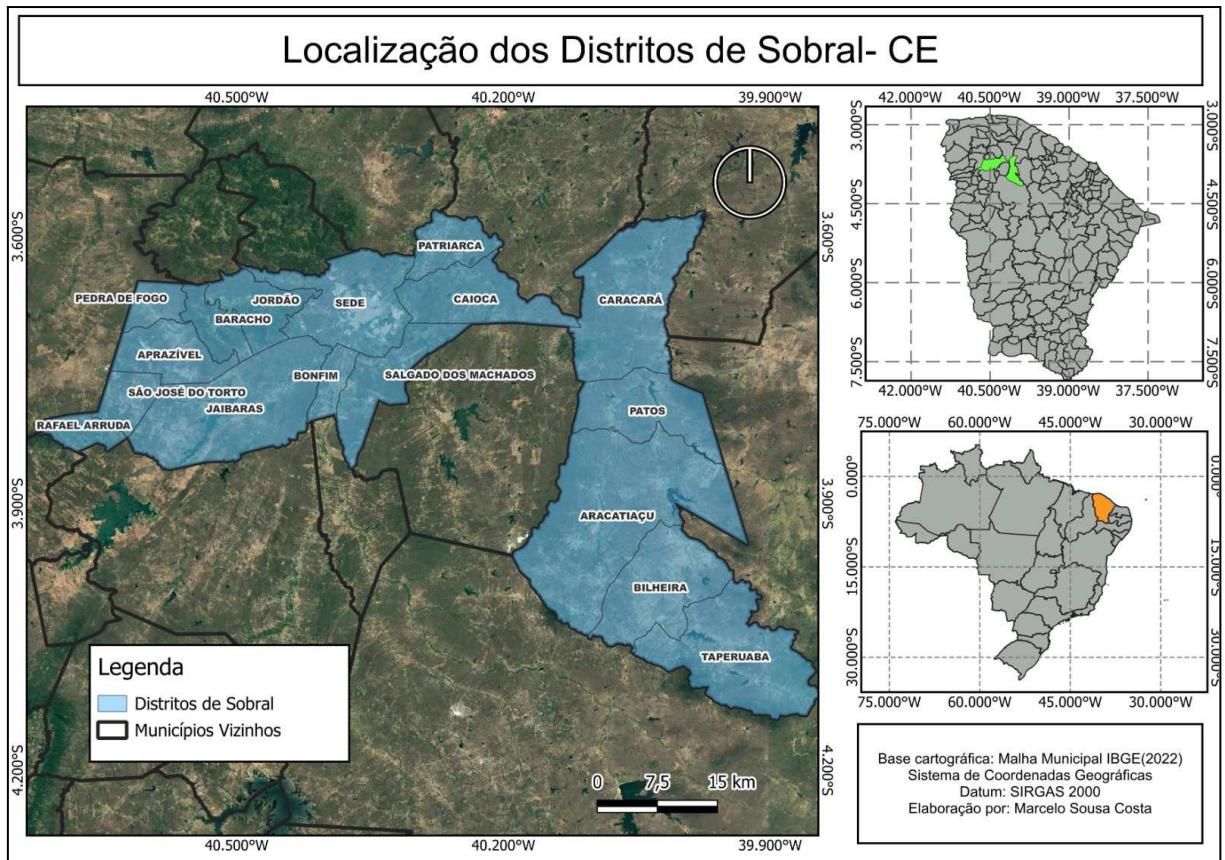
Figura 2 - Pontos turísticos, culturais e educacionais de Sobral.



Fonte: Google Earth. Organizado pelo autor, 2025.

O município é constituído por 17 distritos, a saber: Aprazível (2.162 hab.), Aracatiaçu (4.787 hab.), Baracho (2.649 hab.), Bilheira (893 hab.), Bonfim (1.563 hab.), Caioca (1.214 hab.), Sede (Sobral - 158. 848 hab.), Jaibaras (7.018 hab.), Jordão (4.978 hab.), Patos (1.433 hab.), Patriarca (2.234 hab.), Pedra de Fogo (1.159 hab.), Rafael Arruda (2.314 hab.), Salgado dos Machados (3.114 hab.), São José do Torto (1.060 hab.), Taperuaba (5.902 hab.) e Caracará (1.695 hab.), conforme dados do IBGE (2022).

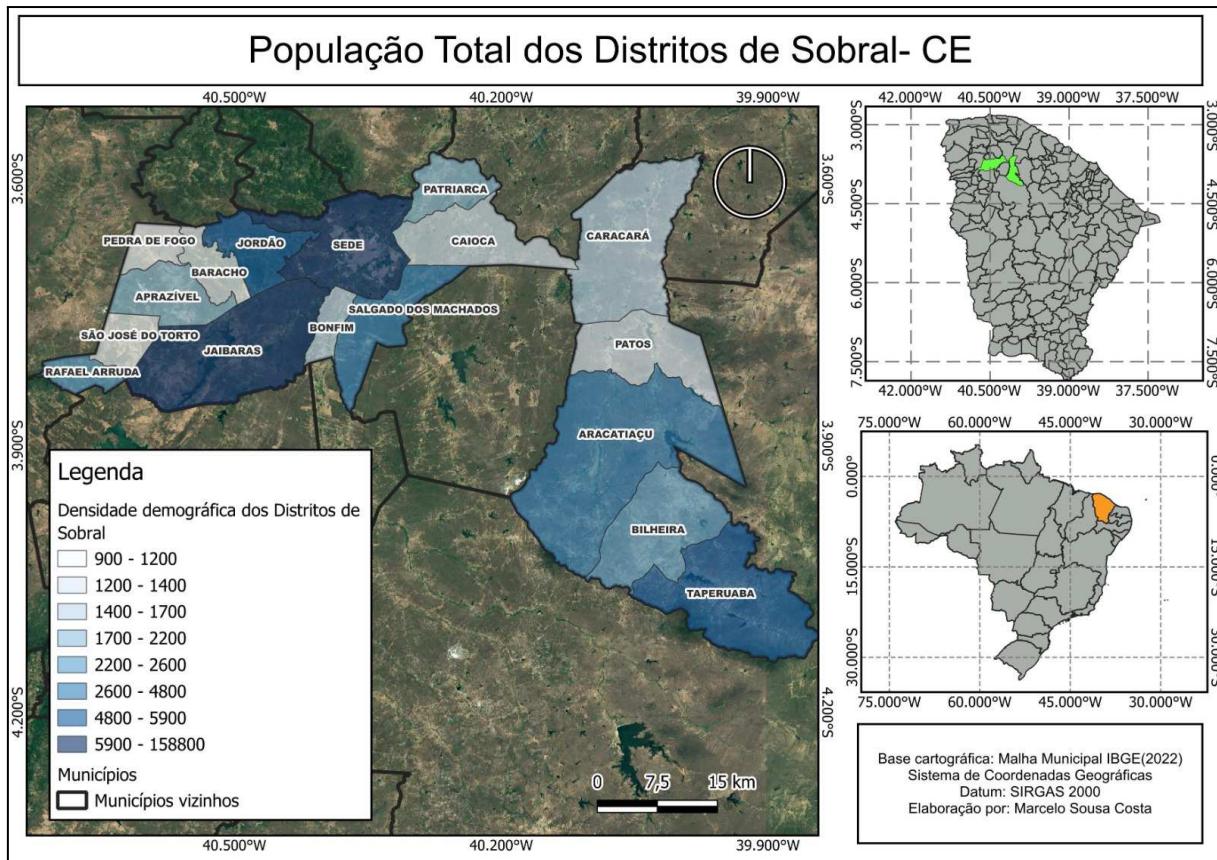
Figura 3 - Mapa dos distritos de Sobral



Fonte: Autor, 2025.

Os distritos com maior densidade demográfica de Sobral são: Sede com 909,84 hab/km<sup>2</sup>, Jordão com 83,1 hab/km<sup>2</sup> e Rafael Arruda com 72,5 hab/km<sup>2</sup>. Já os de menor densidade demográfica são: Bilheteria 5,89 hab/km<sup>2</sup>, Caracará 7,76 hab/km<sup>2</sup> e Patos 11,84 hab/km<sup>2</sup>.

Figura 4 - Mapa da distribuição populacional de Sobral



Fonte: Autor, 2025.

A densidade populacional de Sobral se concentra na porção noroeste, onde ficam o distrito Sede, Jaibaras, Jordão, Salgado dos Machados e Aprazível.

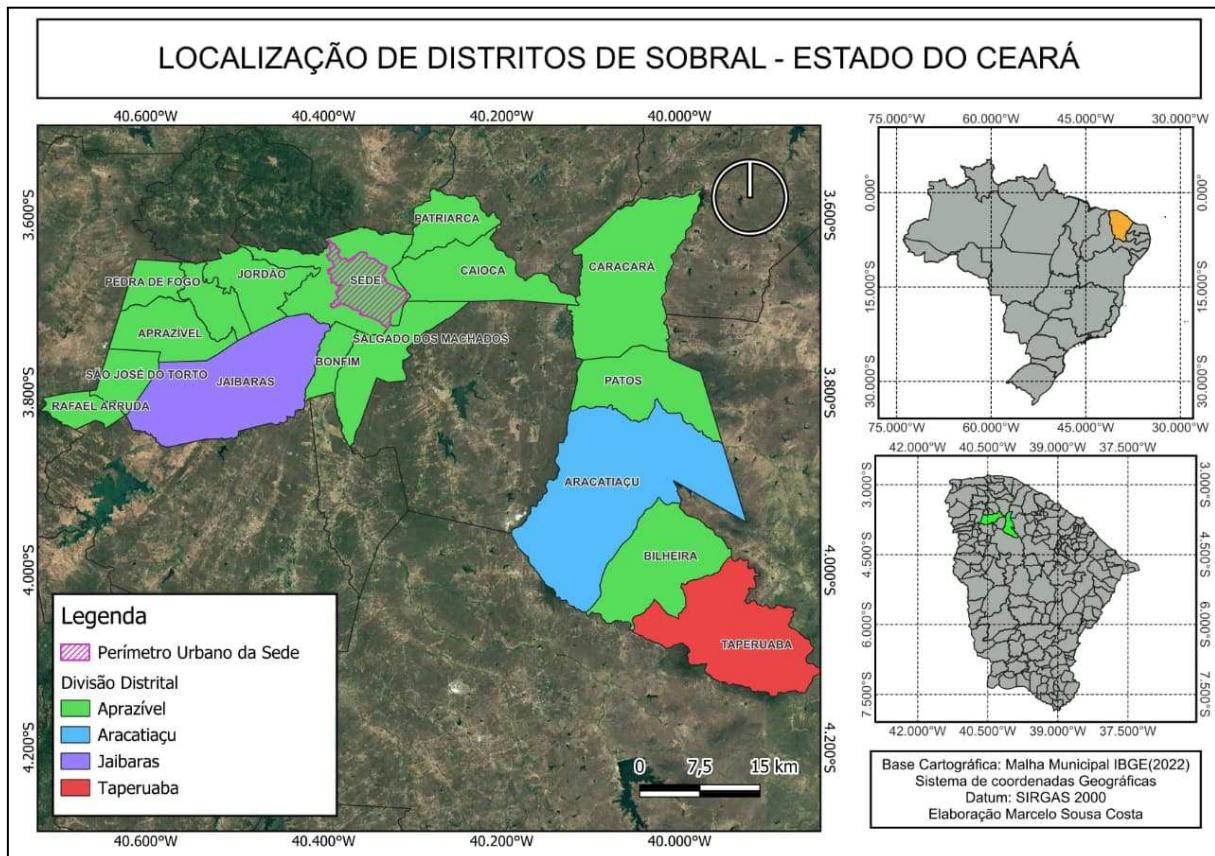
Tabela 1 - População dos distritos de Sobral

<b>Distritos de Sobral</b>	<b>População</b>	<b>Área (Km<sup>2</sup>)</b>	<b>Densidade demográfica hab/Km<sup>2</sup></b>
Sede	158.848	174,59	909,84
Jaibaras	7.018	246,84	28,43
Taperuaba	5.902	207,76	28,41
Jordão	4.978	59,9	83,1
Aracatiaçu	4.787	366,71	13,05
Salgado dos Machados	3.114	74,05	42,05
Baracho	2.649	50,5	52,45
Rafael Arruda	2.314	31,92	72,5
Patriarca	2.234	69,51	32,14
Aprazível	2.162	73,36	29,47
Caracará	1.695	218,35	7,76
Bonfim	1.563	44,35	35,24
Patos	1.433	121,06	11,84
Caioca	1.214	100,91	12,03
Pedra de Fogo	1.159	34,08	34,01
São José do Torto	1.060	43,04	24,63
Bilheria	1.060	151,57	5,89

Fonte: IBGE. Organizado pelo autor, 2025.

Destacam-se alguns distritos do município por sua população e importância econômica em Sobral, a saber: Sede, Jaibaras, Taperuaba e Aracatiaçu.

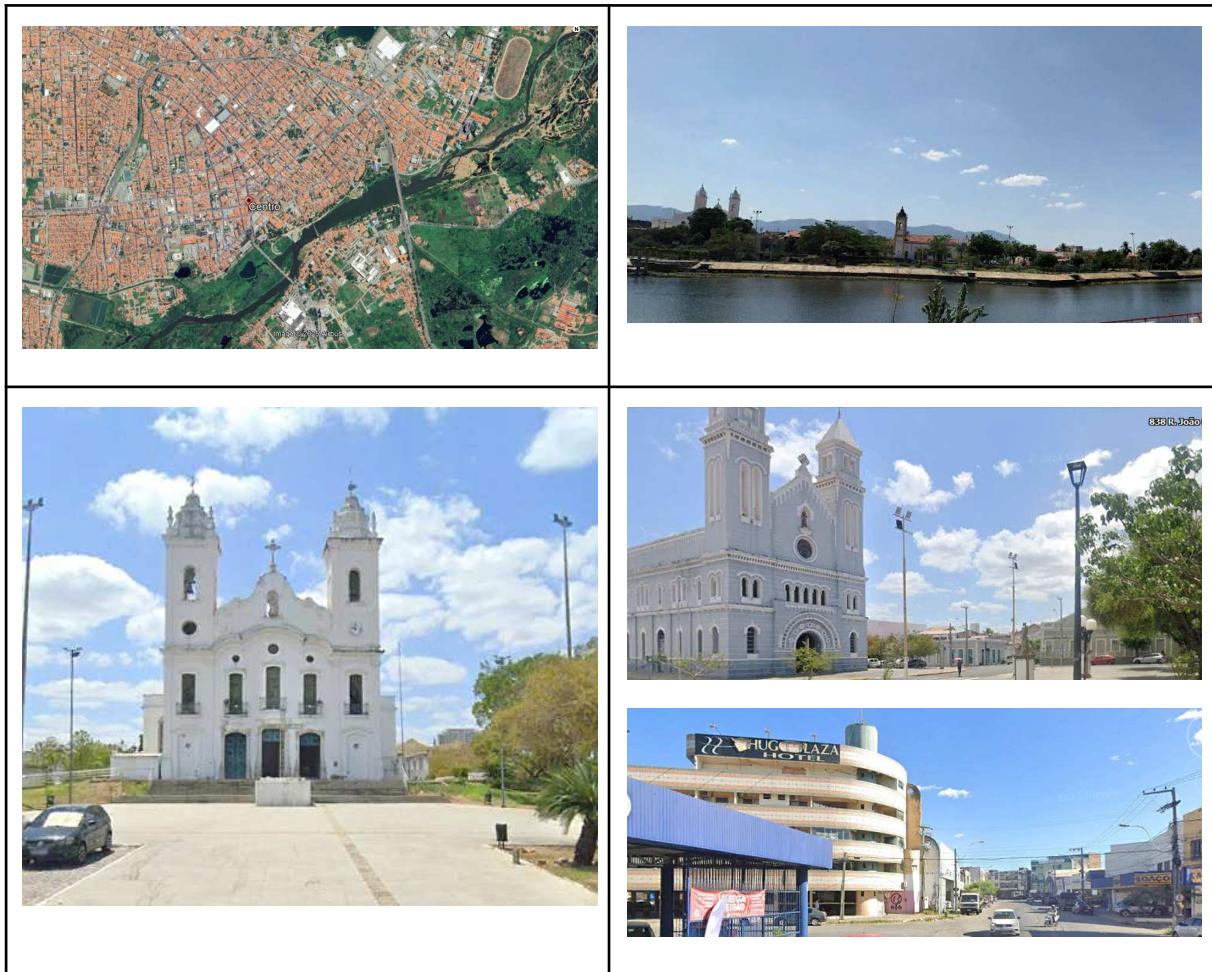
Figura 5 - Mapa dos principais distritos de Sobral



Fonte: Autor, 2025.

A sede de Sobral tem uma população de 158.848 habitantes em uma área de 174,59 km<sup>2</sup>, logo, a densidade demográfica do distrito é 909,84 hab/km<sup>2</sup>. Desse modo, a sede do município concentra quase 80% da população sobralense. A seguir algumas imagens de satélite, das ruas do centro e do patrimônio histórico e religioso da cidade de Sobral.

Figura 6 - Imagens da sede de Sobral



Fonte: Google Earth. Organizado pelo autor, 2025.

O distrito de Jaibaras tem uma população de 7.018 habitantes em uma área de 246,84 km<sup>2</sup>, portanto, a densidade demográfica do distrito é 28,43 hab/km<sup>2</sup>. Assim, o distrito é o segundo maior em área e em população do município de Sobral. No entanto tem uma baixa densidade demográfica tendo em vista que a população se concentra na sede. A seguir algumas imagens de satélite, das principais ruas, do Açude Jaibaras, inclusive é uma das principais fontes hídricas para o abastecimento de Sobral, e do patrimônio histórico e religioso do distrito de Jaibaras.

Figura 7 - Imagens do distrito de Jaibaras



Fonte: Google Earth. Organizado pelo autor, 2025.

O distrito de Taperuaba tem uma população de 5.902 habitantes em uma área de 207,76 km<sup>2</sup>, ou seja, a densidade demográfica do distrito é 28,41 hab/km<sup>2</sup>. Portanto, o distrito tem a quarta maior área do município, mas possui baixa densidade demográfica. A seguir algumas imagens de satélite, das principais ruas e do patrimônio histórico e religioso do distrito de Taperuaba.

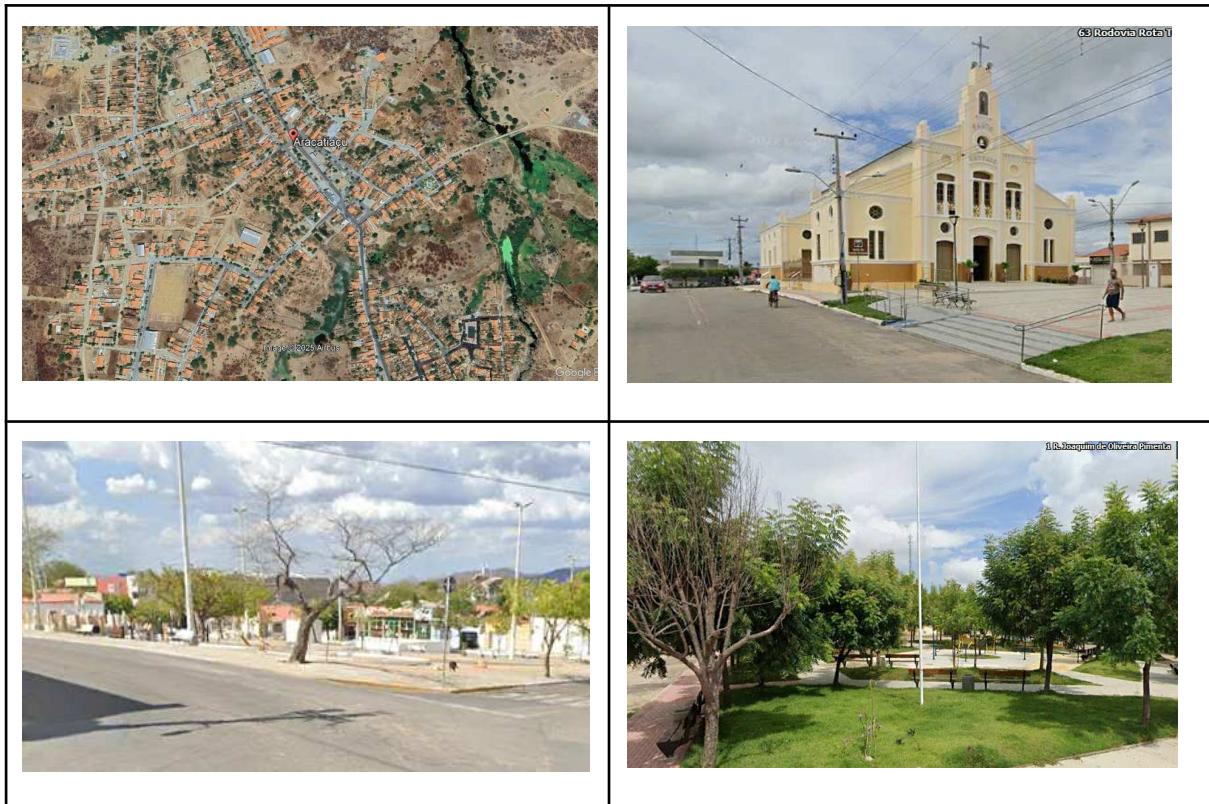
Figura 8 - Imagens do distrito de Taperuaba



Fonte: Google Earth. Organizado pelo autor, 2025.

O distrito de Aracatiaçu tem uma população de 4.787 habitantes em uma área 366,71 km<sup>2</sup>, ou seja, a densidade demográfica do distrito é 13,05 hab/km<sup>2</sup>. Assim, o distrito tem a maior área do município, mas é o quinto com menor densidade demográfica. A seguir algumas imagens de satélite, das principais ruas e praças e do patrimônio histórico e religioso do distrito de Aracatiaçu.

Figura 9 - Imagens do Distrito de Aracatiaçu



Fonte: Google Earth. Organizado pelo autor, 2025.

### 3.2 - Sobral, aspectos climáticos e ambientais

Sobral está aproximadamente a 70 m de altitude, dista 206 km de Fortaleza, e possui clima Tropical Quente Semiárido e Tropical Quente Semiárido Brando. A temperatura média fica entre 26°C e 28°C. O período chuvoso ocorre de janeiro a maio, com pluviosidade anual média de 821,6 mm. Há diversidade de feições geomorfológicas, como: planície fluvial, depressão sertaneja e maciços residuais (IPECE, 2017).

Muniz e Caracristi (2023) afirmam que o clima semiárido de Sobral ocorre devido à sua localização latitudinal, característico do interior do Nordeste, inserido dentro do Polígono das Secas<sup>9</sup>.

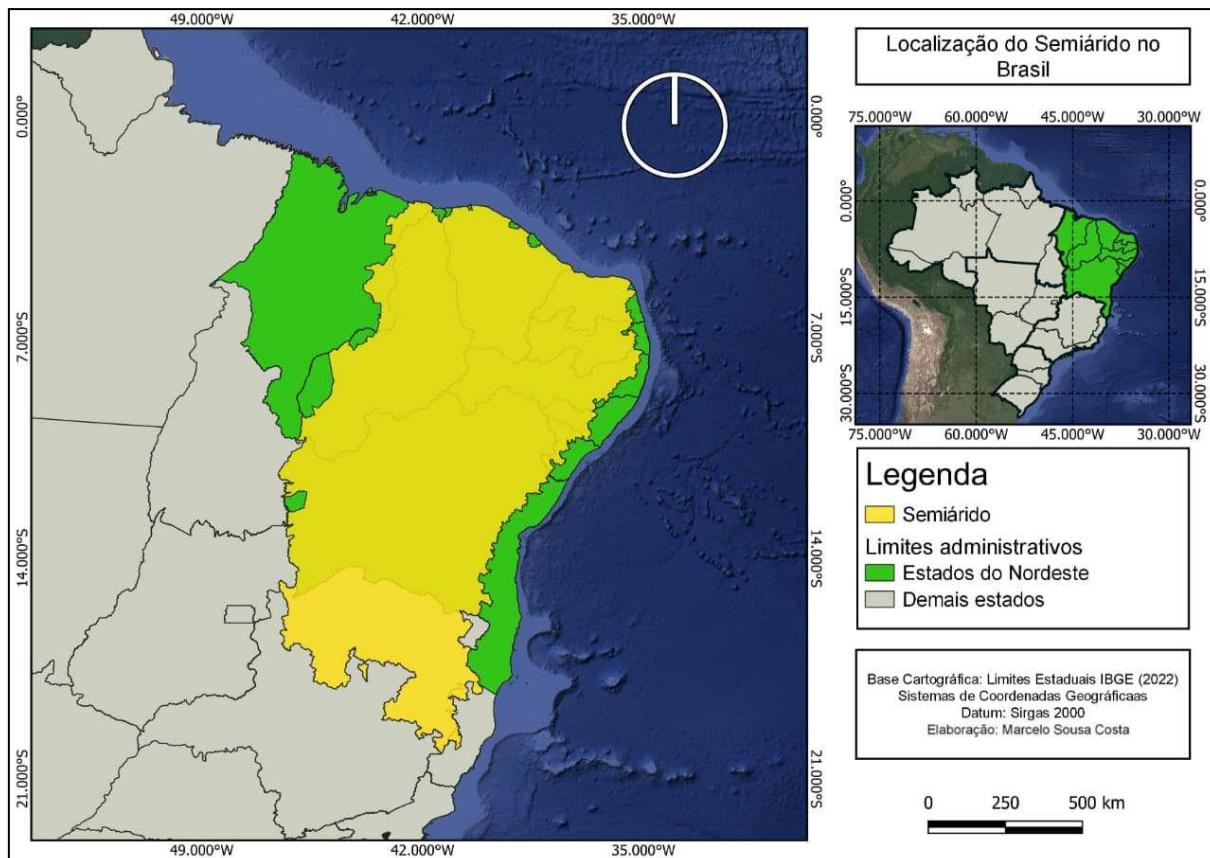
O semiárido se refere a uma área com baixa quantidade de chuvas, temperaturas elevadas ao longo do ano e com grandes períodos de estiagem. Esses fatores têm como consequência a baixa umidade do ar e o déficit hídrico, ou seja, a

<sup>9</sup> O polígono das secas é um demarcação territorial do semiárido brasileiro que segue os seguintes critérios:

- Índice de Aridez de Thornthwaite inferior ou igual a 0,50;
  - Precipitação pluviométrica média anual igual ou inferior a 800mm e;
  - Percentual Diário de Déficit Hídrico igual ou superior a 60%, considerando todos os dias do ano.
- (SUDENE, 2021).

perda de água por evapotranspiração supera o volume de precipitação. O semiárido brasileiro, como pode ser visualizado na figura a seguir, se estende pelos nove estados da região nordeste e ainda alcança o norte de Minas Gerais. Assim, ocupa 12% do território brasileiro.

Figura 10 - Mapa da Delimitação do Semiárido do Brasil



Fonte: Autor, 2025.

Percebe-se pelo mapa que quase todo o território cearense está inserido no que corresponde ao Polígono da Seca. Dos 184 municípios que o Ceará possui, 171 fazem parte da delimitação da área de extrema aridez, ou seja, aproximadamente 90% do estado está envolvido com essa problemática.

Ressalta-se também que a cidade sobralense se insere na chamada superfície sertaneja, pertencente ao domínio dos escudos antigos. Assim, é uma área deprimida, ou seja, circundada por relevos elevados (MUNIZ E CARACRISTI, 2023).

A situação descrita acima faz com que a área tenha menos precipitação, pois os relevos elevados formam uma barreira natural para a penetração das nuvens de chuva. Desse modo, a área fica a sotavento, pois esses relevos acabam sendo

elementos propícios para as chuvas orográficas, enquanto a depressão sertaneja se torna um ambiente com baixa pluviosidade, uma vez que as precipitações se concentram nas áreas de barlavento. Sobre as altitudes elevadas no entorno de Sobral,

O Maciço Residual Meruoca-Rosário constitui elemento fundamental na caracterização ambiental regional como dispersor de água e indutor na formação de chuvas orográficas, além de ser local de nascente de vários riachos. A Serra da Meruoca, popularmente como é conhecido o maciço, ainda desempenha uma função de indução de brisas (MUNIZ; CARACRISTI, 2023, p. 86).

A caracterização climática geral de Sobral é: altas temperaturas durante o ano, alto índice de insolação e baixos índices pluviométricos. Esses indicadores resultam em déficit no balanço hídrico<sup>10</sup> e os tipos climáticos são: clima quente e semiárido de seca acentuada; o déficit hídrico ocorrendo de sete a oito meses (MUNIZ E CARACRISTI, 2023).

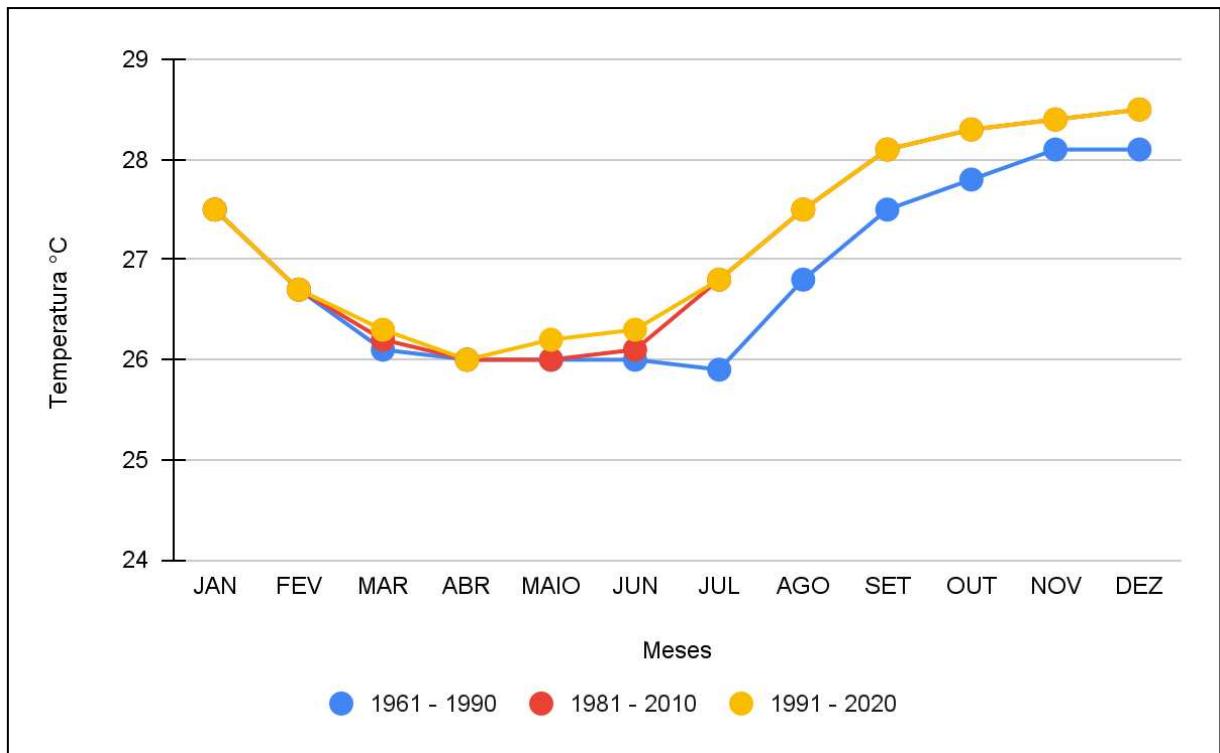
Verifica-se por meio do gráfico das temperaturas médias mensais das normais climatológicas de Sobral que as temperaturas são elevadas durante o ano todo ao longo do tempo, contudo, nos últimos anos o aumento foi maior, principalmente, entre os meses de julho e dezembro.

---

<sup>10</sup> O balanço hídrico pode ser entendido como a contabilização das entradas e saídas de água de um determinado espaço. O balanço pode ser calculado para uma camada do solo, um trecho de rio ou para uma bacia hidrográfica que é um espaço adequado para avaliação do comportamento hídrico, pois tem bem definidas as localizações geográficas das entradas e das saídas.

O entendimento do balanço hídrico depende de vários fatores como conhecimento do ciclo hidrológico (precipitação, escoamento superficial, evapotranspiração, infiltração), variáveis climáticas, condições do solo e sua utilização, hidrogeologia da bacia, usos da água existentes, entre outros. Disponível em: <https://www.cbhriodoisrios.org.br/balanco-hidrico.php>. Acesso em: 5 jul. 2025.

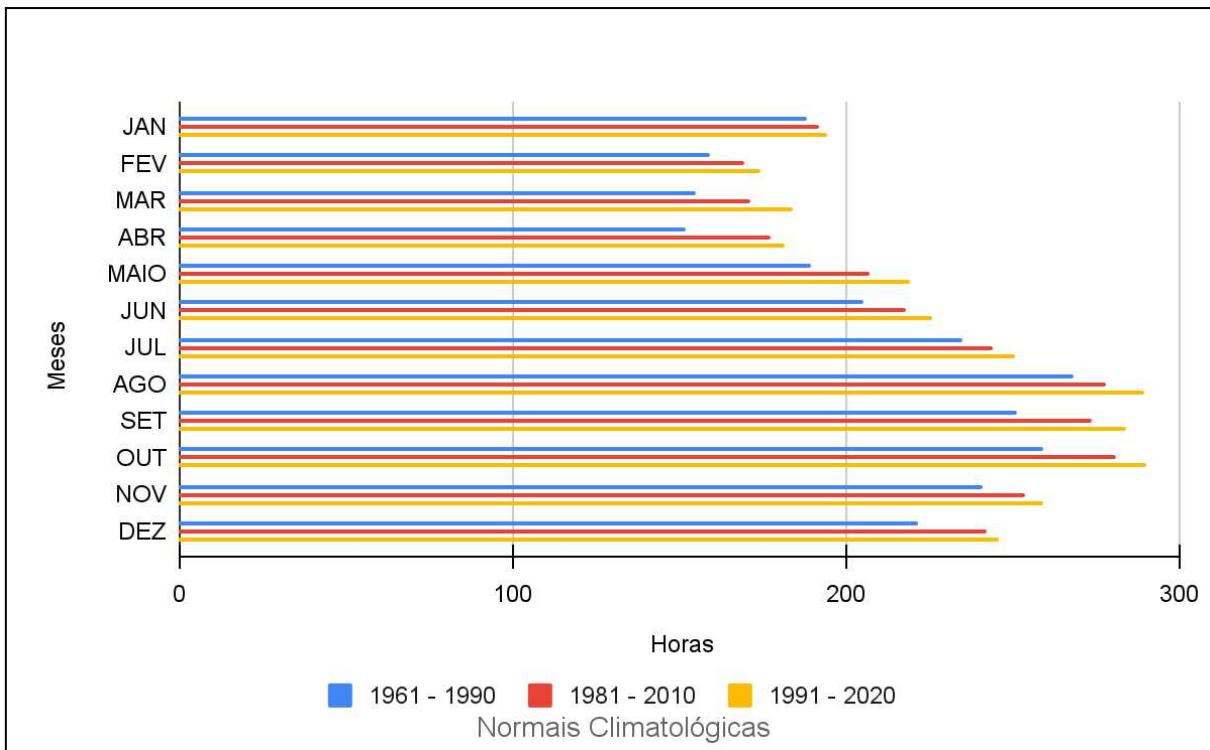
Gráfico 1 - Temperatura média mensal das normais climatológicas de Sobral



Fonte: INMET. Elaborado pelo autor, 2025.

Ao analisar a figura a seguir, observa-se que a quantidade de horas de insolação é alta durante o ano todo, principalmente nos meses de agosto, setembro e outubro. Ao passo que os meses com menor quantidade de insolação são fevereiro, março e abril. Convém salientar que a quantidade de insolação foi maior em todos os meses nas normais climatológicas de 1991-2020.

Gráfico 2 - Insolação total das normais climatológicas de Sobral



Fonte: INMET. Elaborado pelo autor, 2025.

A tabela da nebulosidade apresenta que os meses com maior índice são fevereiro, março e abril com 0,7. Já o mês com os menores índices de nebulosidade nas três normais climatológicas foi setembro com 0,3 e seguido por agosto. Os demais meses ficaram na variação de 0,4 - 0,5 como parcialmente nublado.

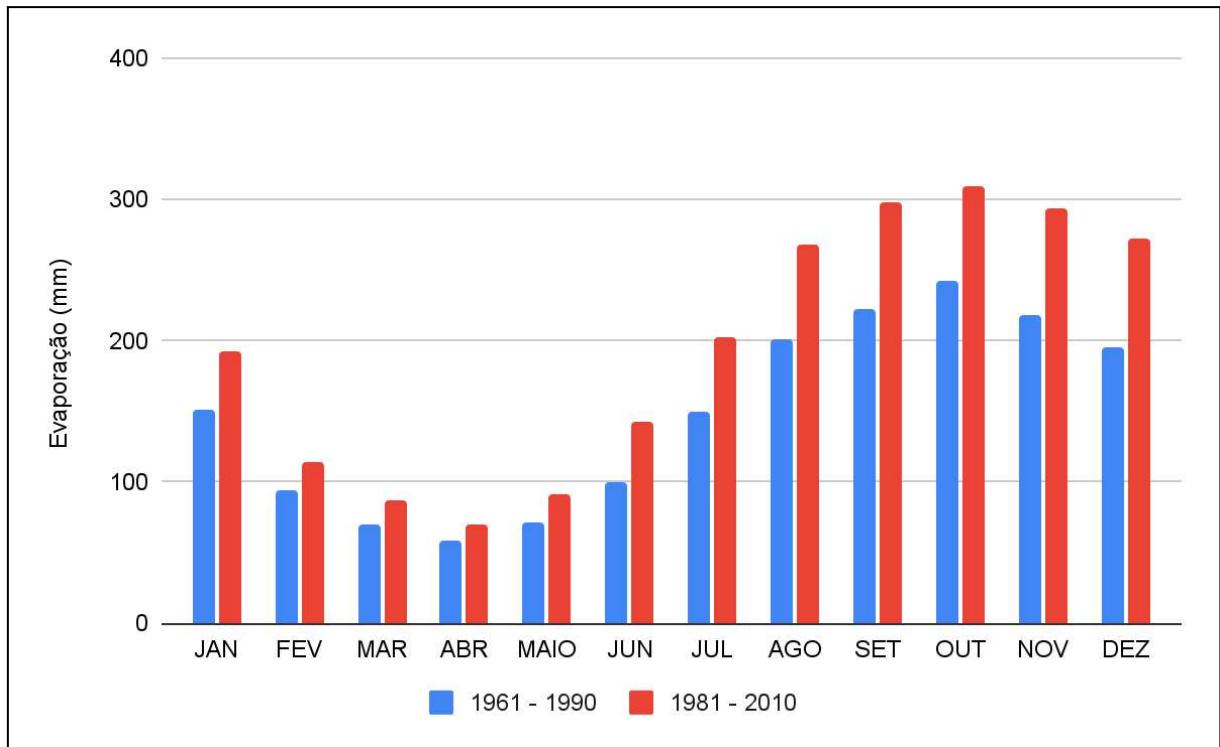
Tabela 2 - Nebulosidade das normais climatológicas de Sobral

	NEBULOSIDADE EM DÉCIMOS - NORMAL CLIMATOLÓGICA											
	JAN	FEV	MAR	ABR	MAIO	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
1961 - 1990	0,6	0,7	0,7	0,7	0,6	0,6	0,4	0,3	0,3	0,4	0,5	0,5
1981 - 2010	0,6	0,7	0,7	0,7	0,6	0,5	0,4	0,4	0,3	0,4	0,4	0,4
1991 - 2020	0,6	0,7	0,7	0,7	0,6	0,5	0,4	0,3	0,3	0,3	0,4	0,4
<b>0 - 0,3 - Pouca Nebulosidade</b>												
<b>0,4 - 0,6 - Parcialmente Nublado</b>												
<b>0,7 - 1,0 - Muita Nebulosidade</b>												

Fonte: INMET. Elaborado pelo autor, 2025.

Percebe-se através do gráfico de evaporação que os meses de agosto a dezembro é o período, nas duas normais climatológicas,<sup>11</sup> com maior evaporação no ano. Além disso, na comparação das duas normais climatológicas, na última houve superação nos índices em todos os meses do ano.

Gráfico 3 - Evaporação das normais climatológicas de Sobral



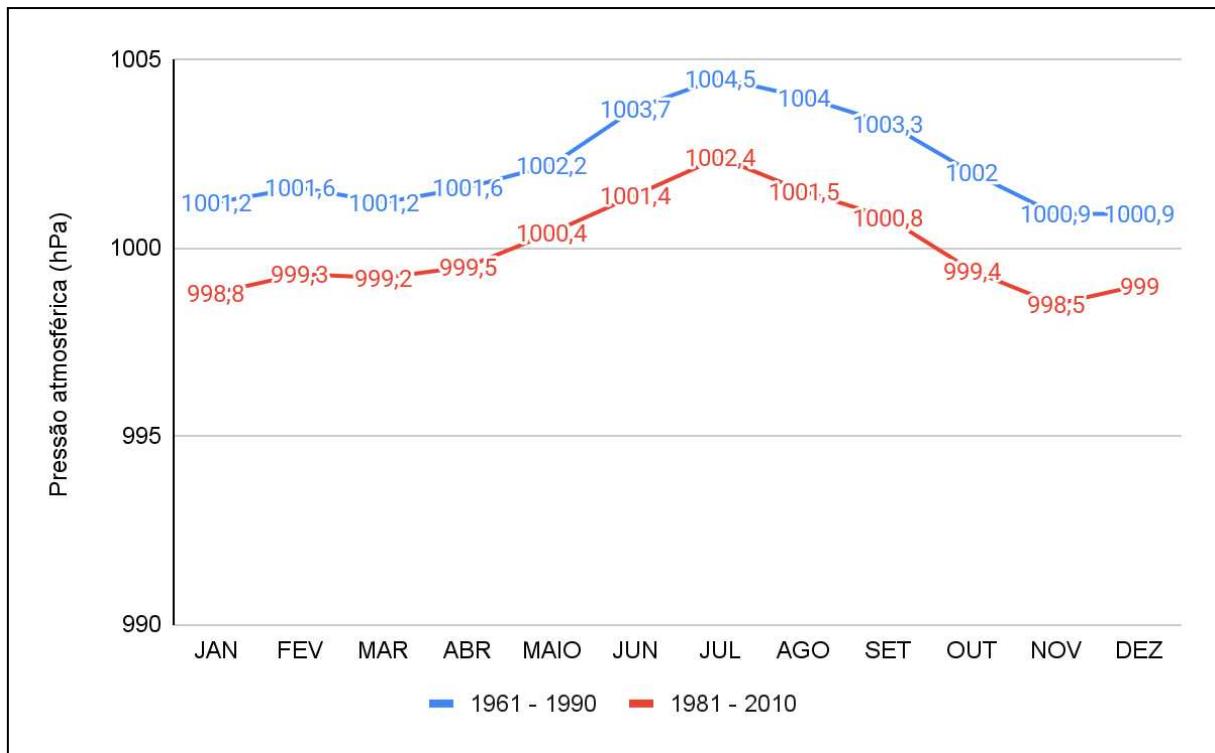
Fonte: INMET. Elaborado pelo autor, 2025.

Nota-se que a pressão atmosférica está mais alta nos meses de junho e julho nas duas normais climatológicas<sup>12</sup>. Esse fato se associa a tempo seco e céu limpo, ou seja, pouca nebulosidade. Já nos demais meses, houve valores aproximados da pressão atmosférica. Vale ressaltar que a baixa pressão atmosférica se associa a nuvens e chuvas e quanto mais a altitude aumenta, menor é a pressão.

<sup>11</sup> Não tinha dados no INMET da normal climatológica de 1991-2020 da evaporação de Sobral.

<sup>12</sup> Não tinha dados no INMET da normal climatológica de 1991-2020 da pressão atmosférica de Sobral.

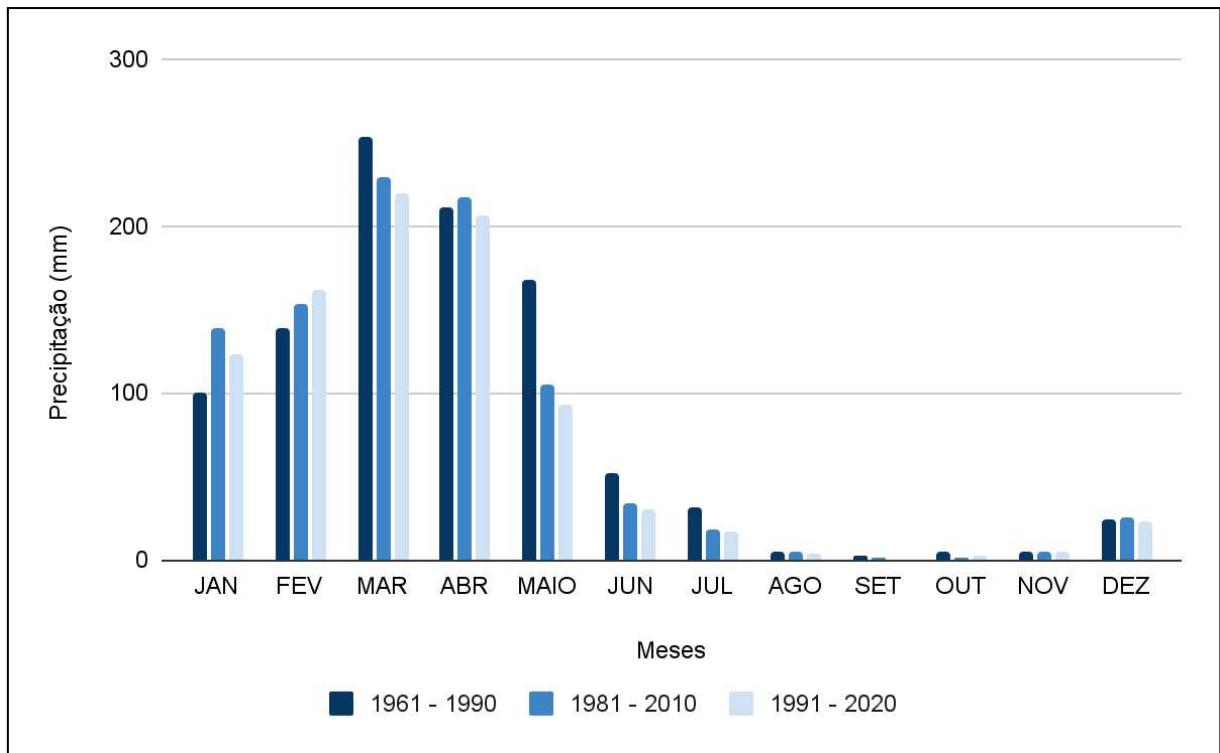
Gráfico 4 - Pressão atmosférica ao nível do barômetro mensal



Fonte: INMET. Elaborado pelo autor, 2025.

Através da precipitação acumulada mensal, pode-se perceber que o volume de chuvas é maior de janeiro a maio, com destaque para março e abril. No entanto, de agosto a novembro é o período mais escasso de precipitação.

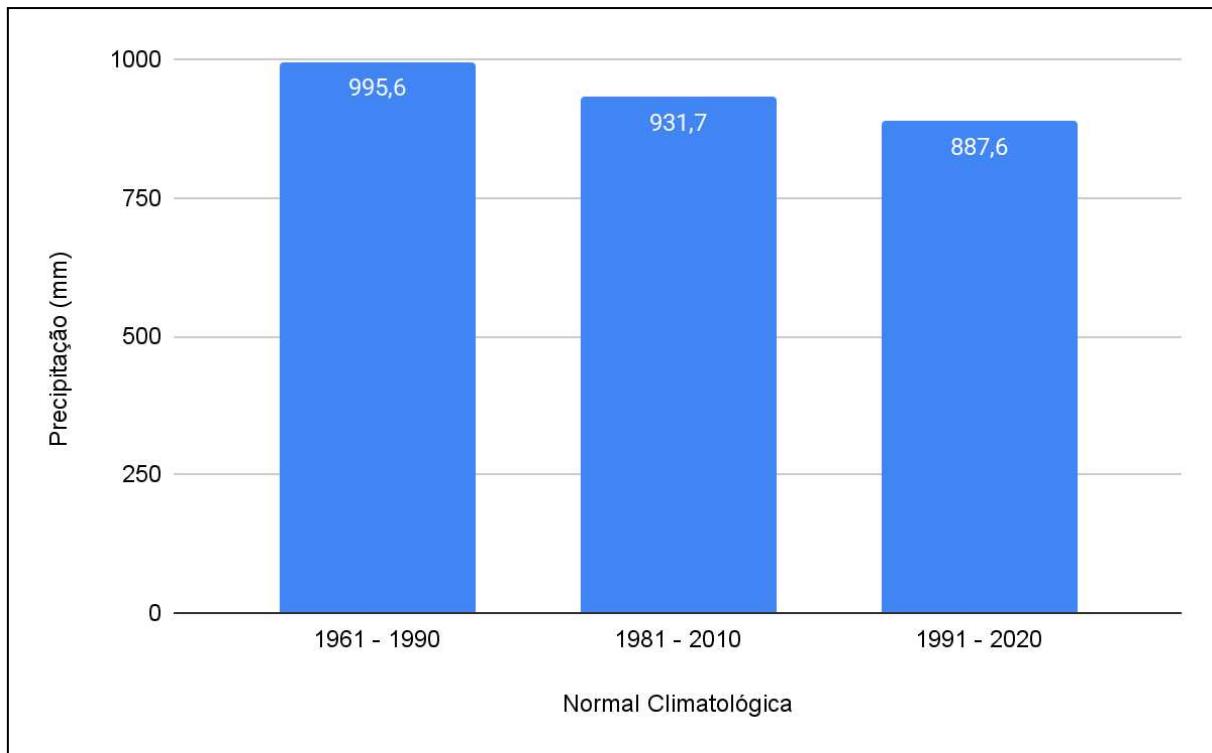
Gráfico 5 - Precipitação acumulada mensal das normais climatológicas de Sobral



Fonte: INMET. Elaborado pelo autor, 2025.

Verifica-se que ao longo dos anos o volume pluviométrico das normais climatológicas está diminuindo. De 1991-2020 a 1981-2010, diminuiu aproximadamente 5% das chuvas. Já de 1991-2020 a 1961-1990, o volume de chuvas diminuiu cerca de 10%. Portanto, nos últimos anos a quantidade de precipitação vem decrescendo em Sobral.

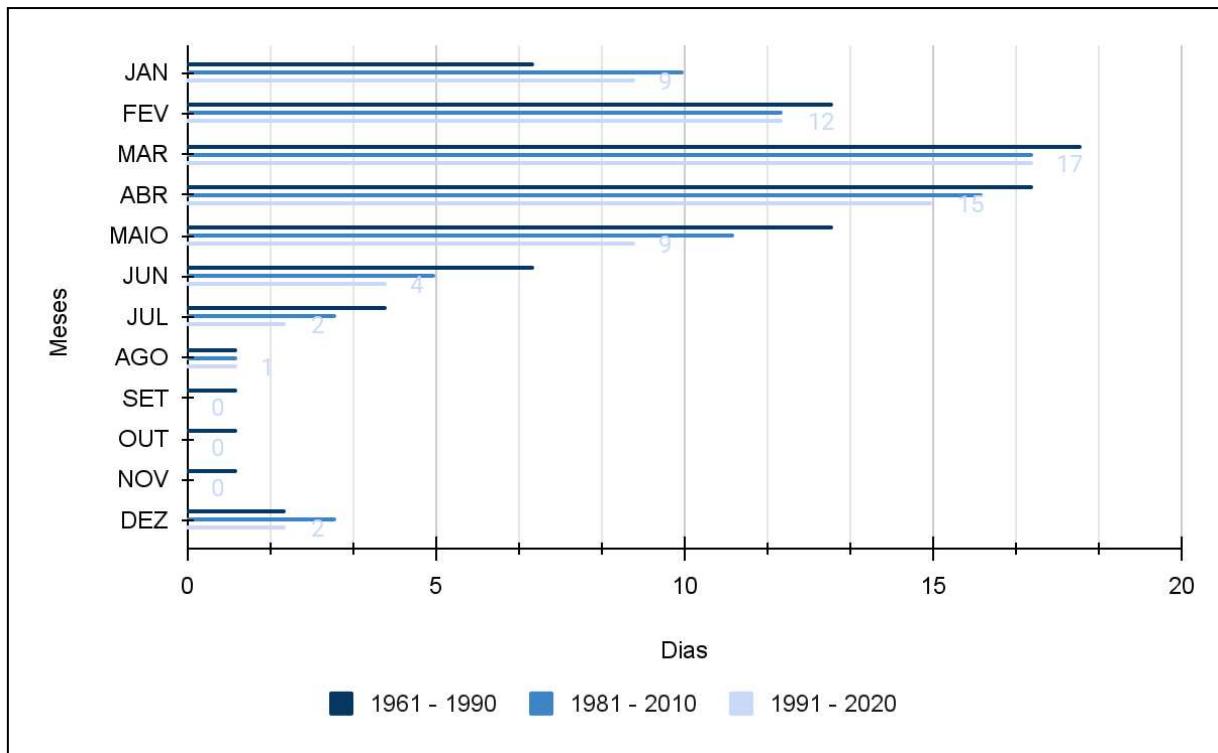
Gráfico 6 - Precipitação acumulada anual das normais climatológicas de Sobral



Fonte: INMET. Elaborado pelo autor, 2025.

No gráfico do número de dias com precipitação igual ou superior a 1mm por dia, percebe-se que março e abril são os meses com maior número de dias, 17 e 15, respectivamente no período de 1991-2020 e nas demais normais climatológicas também foram os meses com maior quantidade de dias com chuva. Por sua vez, os meses com menor quantidade de dias com chuva foram setembro, outubro e novembro de 1991-2020. Portanto, esses dados ratificam agosto a dezembro como os meses mais secos no município.

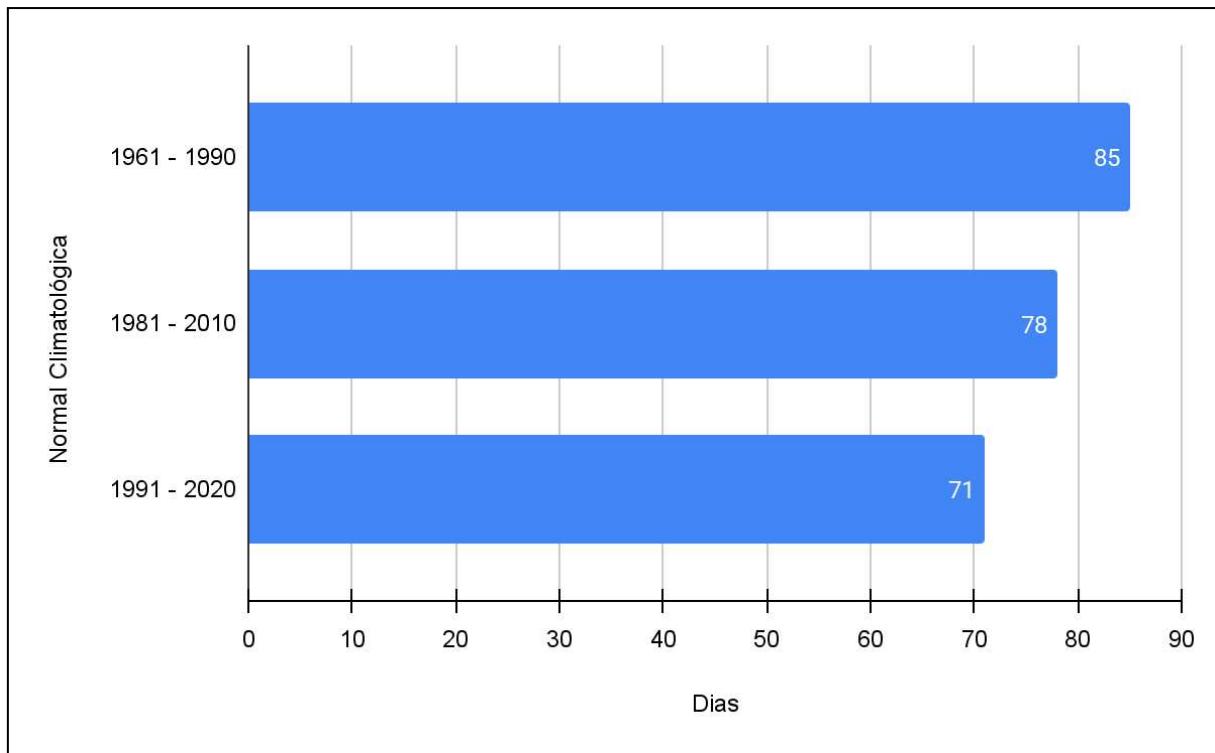
Gráfico 7 - Nº de dias com a precipitação igual ou maior a 1 mm



Fonte: INMET. Elaborado pelo autor, 2025.

Observa-se pelo gráfico que os dias com chuva no ano ao longo do tempo foram diminuindo. Por exemplo, no período de 1961-1990 a 1981-2010 foram menos 7 dias, já no período de 1961-1990 a 1991-2020 foram 14 dias a menos de dias com chuva. Logo, é possível inferir que nos últimos anos os dias com precipitação em Sobral têm sido menores.

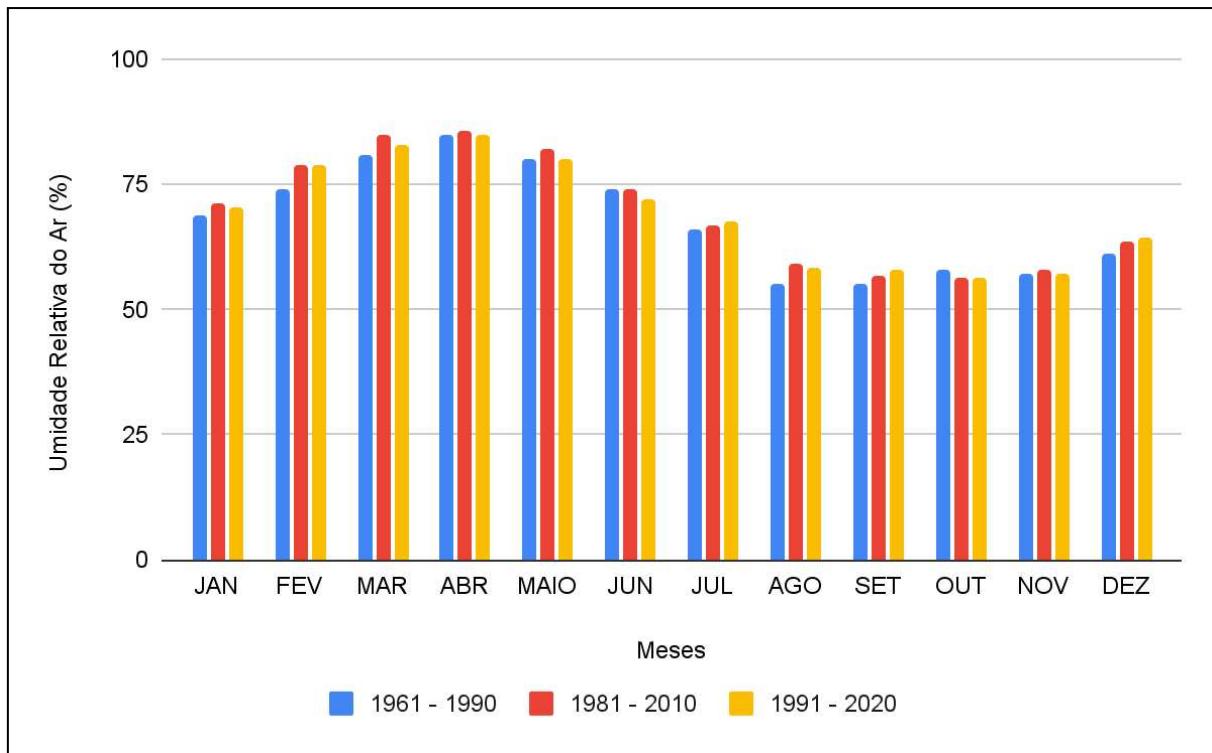
Gráfico 8 - Nº de dias (ano) com precipitação das normais climatológicas de Sobral



Fonte: INMET. Elaborado pelo autor, 2025.

Em relação à umidade relativa do ar ao longo dos anos, nota-se, por meio das normais climatológicas, que os meses de fevereiro a maio são o período de maior umidade, acima de 75%, equivalente ao período chuvoso do município. No entanto, a partir de junho a umidade diminui, com os registros mais baixos nos meses de agosto, setembro, outubro e novembro.

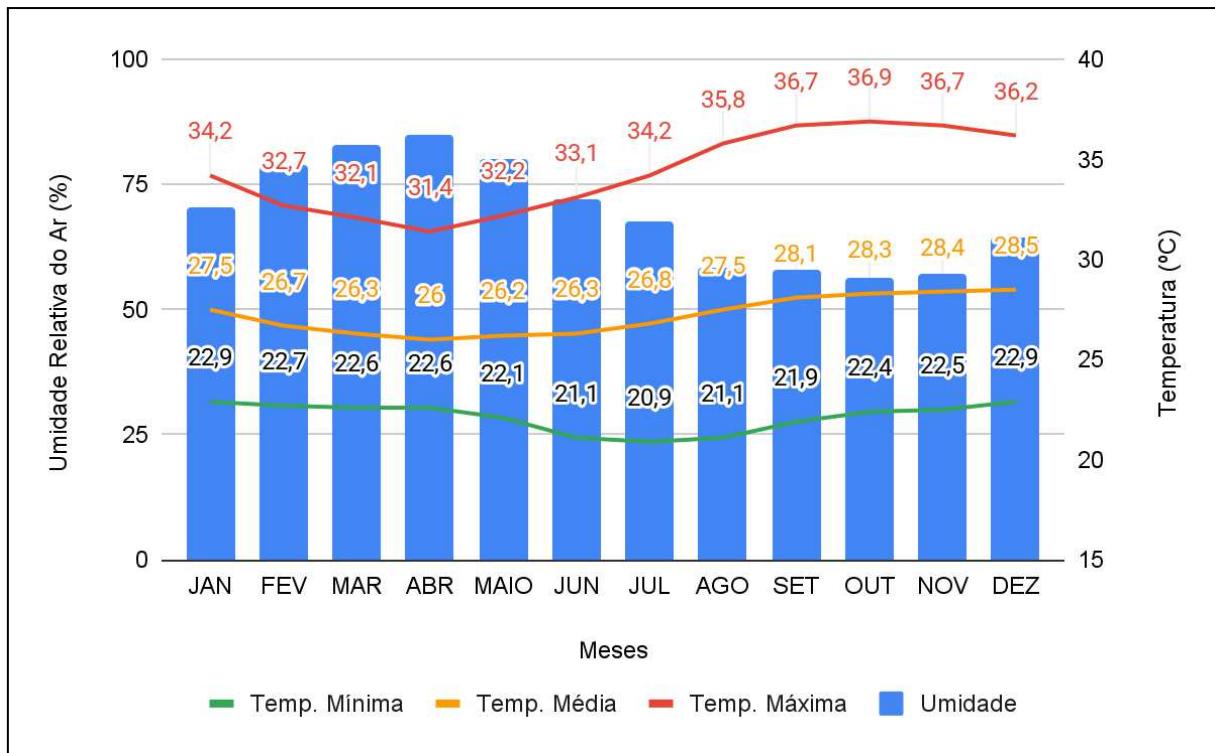
Gráfico 9 - Umidade relativa do ar das normais climatológicas de Sobral



Fonte: INMET. Elaborado pelo autor, 2025.

No gráfico que relaciona a umidade e as temperaturas mínimas, médias e máximas de 1991-2020, percebe-se que os registros mais elevados de temperaturas ocorreram nos meses de setembro a dezembro, quando, em todos esses meses, as máximas ficaram acima de 36 °C. Ao passo que os meses com temperaturas mais baixas foram junho, julho e agosto, com destaque para julho, que teve a marca de 20,9°C, período relativo ao inverno no Hemisfério Sul. Verifica-se uma constância na umidade, embora de agosto a dezembro sejam os meses com menor umidade no município.

Gráfico 10 - Relação entre umidade e temperatura (1991-2020)



Fonte: INMET. Organizado pelo autor, 2025.

Conforme Muniz e Caracristi (2023), a velocidade média climatológica do vento, registrada pela estação do INMET em 2020 na cidade, apresenta valores mensais entre 1,2 e 3,3 m/s. Já a velocidade média anual do vento é de 2,1 m/s. As pesquisadoras ressaltam que, nos cálculos, não foram consideradas as rajadas de vento. Assim, ao longo do ano, ocorre a predominância dos ventos na direção nordeste.

Quadro 1 - Características dos ventos em Sobral

	Janeiro	Fevereiro	Março	Abri	Mai	Junho	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Novembro	Dezembro
Velocidade do vento (m/s)	2,2	1,8	1,5	1,2	1,3	1,3	1,4	2,2	2,7	2,7	3,0	3,3
Direção dos ventos	NE	NE	NE	Calma	Calma	NE	E	E	NE	NE	NE	NE
Direção do vento em graus	44,0	40,0	49,0	66,0	75,0	87,0	77,0	65,0	65,0	54,0	51,0	52,0

Fonte: MUNIZ e CARACRISTI, 2023.

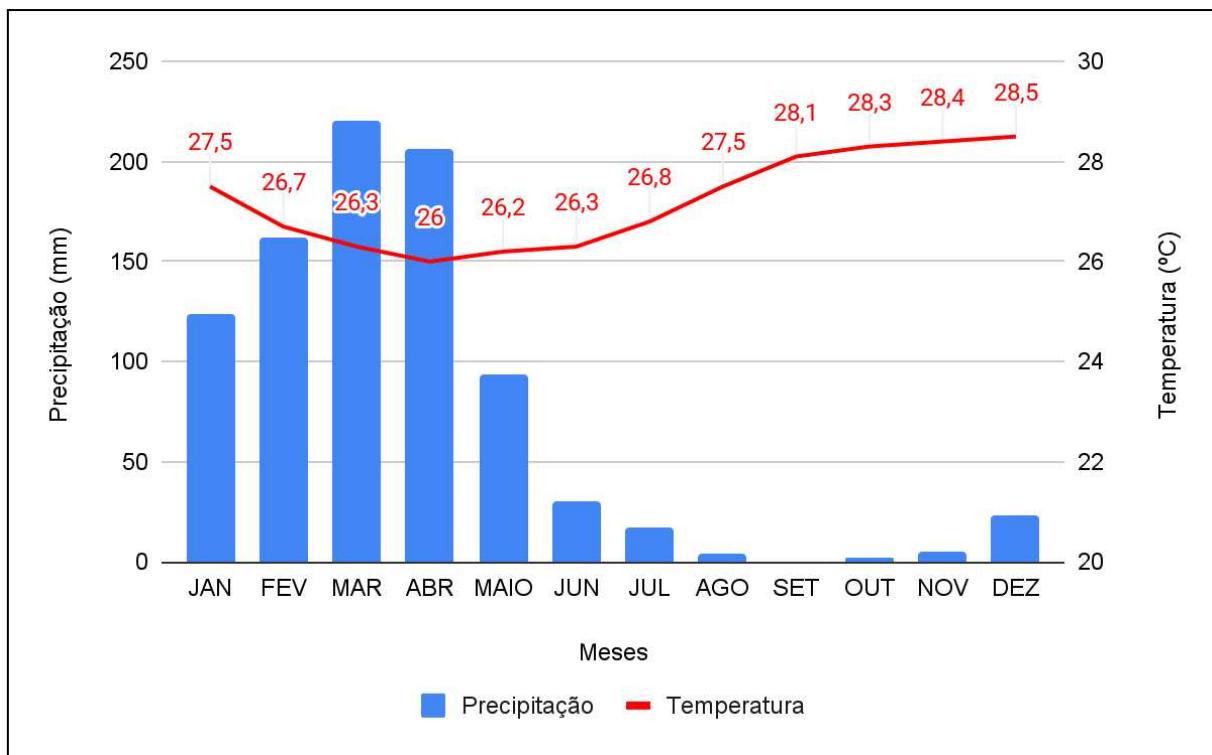
Nesse contexto, os relevos que circundam Sobral, principalmente, o Maciço Residual Meruoca, têm forte influência para a formação de chuvas e ventos. Por exemplo,

O Maciço Residual Meruoca-Rosário constitui elemento fundamental na caracterização ambiental regional como dispersor de água e indutor na formação de chuvas orográficas, além de ser local de nascente de vários riachos. A Serra da Meruoca, popularmente como é conhecido o maciço, ainda desempenha uma função de indução de brisas (MUNIZ e CARACRISTI, 2023, p.86)

Os supracitados autores ainda afirmam que a geomorfologia da cidade tem um forte impacto no comportamento do clima local, pois atua como condicionante tanto para a distribuição da umidade atmosférica quanto para o transporte dos ventos alísios na área. Desse modo, além do maciço residual, o leito do rio Acaraú também é responsável pela origem dos ventos locais.

Por meio do climograma, constata-se que os meses com maior volume pluviométrico, março (220,1 mm) e abril (206,3 mm), são os meses em que as temperaturas médias mensais são menores, com 26,3°C e 26°C, respectivamente. Nesse mesmo sentido, os meses com menores volumes pluviométricos: agosto, setembro e outubro também são os meses em que as temperaturas são mais elevadas, com 28,1°C, 28,3 °C e 28,4°C, respectivamente.

Gráfico 11 - Climograma de Sobral (Normal Climatológica 1991-2020)



Fonte: INMET. Elaborado pelo autor, 2025.

### 3.3 Sobral - aspectos socioeconômicos

A fim de compreender a dinâmica socioeconômica do município e sua relevância no contexto cearense, observa-se que ele ocupa a 9<sup>a</sup> colocação no PIB do estado do Ceará; em 2016, ocupava a 8<sup>a</sup> posição no ranking do Índice de Desenvolvimento Municipal (IDM) e, em 2010, a 2<sup>a</sup> posição no Índice de Desenvolvimento Humano (IDH).<sup>13</sup> De acordo com os dados de 2010 do IPECE, 17,78% da população encontrava-se em situação de extrema pobreza.

<sup>13</sup> Fonte: Instituto de Pesquisa e Estratégia Econômica do Ceará (IPECE) e Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD). Disponível em: [https://www.ipece.ce.gov.br/wp-content/uploads/sites/45/2018/09/Sobral\\_2017.pdf](https://www.ipece.ce.gov.br/wp-content/uploads/sites/45/2018/09/Sobral_2017.pdf). Acesso em: 06 jul. 2022.

Quadro 2 - Índice de Desenvolvimento Humano de Sobral

<b>ANO</b>	<b>IDH</b>	<b>POSIÇÃO ESTADUAL</b>
1991	0,406	7º
2000	0,537	8º
2010	0,714	2º

Fonte: IPECE. Elaborado pelo autor, 2025.

Portanto, o município apresentou uma evolução no IDH em menos de 20 anos, saindo de um nível muito baixo em 1991 para um patamar considerado alto em 2010 (acima de 0,700). Esse crescimento, de 0,537 para 0,714, entre 2000 e 2010 indica que no município houve investimentos ou avanços importantes nas áreas de saúde, educação e renda. Além disso, ocupar a 2º melhor IDH do estado em 2010 demonstra que a cidade é um destaque regional.

Em relação ao Produto Interno Bruto, Sobral desde 2010 se posiciona entre os dez maiores do estado, exceto em 2019.

Quadro 3 - Produto Interno Bruto de Sobral

ANO	PIB	POSIÇÃO ESTADUAL
2010	13564,41	5º
2011	14005,62	6º
2012	15471,02	5º
2013	17297,84	8º
2014	19176,22	8º
2015	19700,4	7º
2016	20344,58	7º
2017	21683,85	7º
2018	23033,6	8º
2019	21946,78	17º
2020	21912,66	9º

Fonte: IPECE. Elaborado pelo autor, 2025.

De forma geral, o PIB de Sobral teve crescimento consistente até 2018, próximo ao dobro em relação a 2010, o que denota dinamismo econômico. No entanto, o suave declínio em 2019 e 2020 pode estar relacionado ao impacto da pandemia da COVID-19 ou de algum setor específico que tenha forte peso na balança comercial do município.

Conforme o IBGE (2022), Sobral é uma capital regional na hierarquia urbana de 2018. O município de Sobral junto com Massapê, Senador Sá, Uruoca, Santana do Acaraú, Forquilha, Coreaú, Moraújo, Groaíras, Reriutaba, Varjota, Cariré, Pacujá, Graça, Frecheirinha, Miraíma, Meruoca e Alcântaras formam a Região Metropolitana de Sobral, reconhecida pelo IBGE em 2017.

No tocante ao esgotamento sanitário, 74,6% da população dispõe de condições adequadas. Em relação à arborização, 88,73% das vias públicas são

arborizadas. A área urbanizada do município é de 31,17 km<sup>2</sup>. O bioma predominante é a Caatinga (IBGE, 2022).<sup>14</sup>

Os dados econômicos de Sobral mostram uma evolução significativa em diversos aspectos do setor produtivo e de emprego formal do município ao longo dos anos. Os dados incluem: número de empresas, pessoal ocupado, assalariado, salário médio (em salários mínimos) e volume total de remunerações.

Tabela 3 - Dados econômicos de Sobral

Ano	Unidades locais (empresas)	Empresas atuantes e outras organizações	Pessoal ocupado	Pessoal ocupado assalariado	Salário médio (salários mínimos)	Salários e outras remunerações (R\$ X 1000)
2006	2.984	-	35.911	32.694	1,9	264.661
2007	2.989	-	39.369	35.796	1,8	306.801
2008	2.981	2.897	36.053	32.564	2	344.549
2009	3.159	3.067	46.209	42.504	1,9	434.799
2010	3.443	3.341	45.194	41.144	1,8	511.199
2011	3.399	3.292	44.971	40.919	1,9	555.605
2012	3.399	3.282	47.624	43.579	1,8	633.436
2013	3.768	3.635	53.357	49.094	1,8	777.466
2014	3.496	3.346	53.144	49.052	1,9	910.799
2015	3.539	3.384	50.047	46.000	1,9	955.639
2016	3.576	3.422	47.368	43.351	2	1.042.450
2017	3.327	3.167	50.540	46.616	2	1.129.201
2018	3.349	3.171	51.480	47.558	2,1	1.205.443
2019	3.333	3.144	47.782	44.059	2	1.207.825
2020	3.402	3.205	51.549	47.601	1,9	1.161.938
2021	3.568	3.382	52.664	48.485	2	1.324.050
2022	5.996	5.659	58.392	51.719	2	1.533.122

Fonte: IPECE. Elaborado pelo autor, 2025.

Por meio da tabela, percebe-se uma elevação gradual dos dados no número de empresas entre 2006 e 2021. Ao passo que entre 2014 e 2021 o número

<sup>14</sup> Dados do IBGE Cidades. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/ce/sobral/panorama>. Acesso em: 8 set. 2023.

de empresas ficou praticamente estagnado, indicando um período de baixo crescimento empresarial. Já em 2022 houve um crescimento significativo de mais de 60% em relação ao ano anterior. Tal fato pode estar relacionado a incentivos para retomar a economia pós-pandemia.

Vale ressaltar que houve um aumento do número de empregos formais, de pessoas assalariadas, renda e volume de remunerações. Por exemplo, o salário médio, que era 1,9 salário mínimo em 2006, se manteve acima ou igual a 2 salários mínimos na maioria dos últimos anos.

Algumas tendências que podem ser observadas na tabela são um mercado de trabalho aquecido com o crescimento dos postos de trabalhos formais nos últimos anos, assim como o aumento do número de pessoas ocupadas. Além disso, verifica-se uma forte recuperação econômica em 2022.

De acordo com dados comparativos do IBGE, Sobral desempenha um volume de empresas e salários pagos acima da média do Ceará, confirmando seu papel como importante polo econômico regional.

## 4. REVISÃO DE LITERATURA

### 4.1 Geografia, clima e saúde

A presente pesquisa está relacionada ao campo de estudos conhecido como Geografia Médica ou Geografia da saúde, esta subárea do conhecimento é entendida como um ramo da geografia que analisa a conexão entre fatores geográficos e a saúde da população humana.

Santos (2010) afirma que Hipócrates, considerado o pai da medicina, foi o precursor da Geografia Médica devido à sua obra “Dos ares, das águas e dos lugares”, por volta de 480 a.c. Essa afirmação é válida, pois o autor conectava a importância do ambiente na saúde das pessoas. Desse modo, a Geografia Médica seria o resultado da ligação entre a medicina e os estudos geográficos, especialmente a análise do ambiente, ou seja, local da população na origem da doença.

Porto, Gurgel e Catão (2022) relatam que, provavelmente, a Geografia Médica começou a existir desde 1792; no entanto, apenas passou a ganhar visibilidade no Brasil por volta do século XX, devido às contribuições do médico Josué de Castro, que fez doutorado em Geografia Humana.

A seguir, apresenta-se uma linha histórica da evolução das pesquisas e

marcos dos conceitos da Geografia da Saúde.

Figura 11 - Evolução das pesquisas e marcos da Geografia da Saúde

<b>Déc. de 1790</b>	Leonhard Lugwig Finke Publicação da primeira obra que define o campo de estudo da "Geografia Médica".	<b>Déc. de 1830s- 1850s</b>	Epidemiologia Social Louis René Villermé, Edwin Chadwick, Friedrich Engels Rudolf Virchow: visão higienista centrada nos efeitos da Rev. Industrial.	<b>Déc. de 1850</b>	John Snow Realizou um estudo cartográfico clássico sobre a cólera na Broad Street, resultando na rápida redução da epidemia.
<b>Déc. de 1880- 1900</b>	Charles Booth Seus mapas foram exemplos da busca por correlações espaciais entre fatores sociais e a distribuição dos problemas de saúde.	<b>Início Séc. XX</b>	Max Sorre Introdução dos "complexos patogênicos", uma série de relações entre seres vivos e ambiente, viabilizados por condições particulares.	<b>Início Séc. XX</b>	Evgeny Pavlovsky Estudou endemias de um ponto de vista ecológico, considerando um equilíbrio entre o meio interno e externo.
<b>Déc. de 1950</b>	Jacques May Ampliou as definições dos complexos patogênicos com o conceito de complexos "geográficos". O objetivo ainda era determinar áreas de risco de doenças e cartografar sua espacialização.	<b>Déc. de 1970- 2000</b>	Jean-Pierre Hervouët Estudou a oncocercose e doença do sono em múltiplas escalas temporais e espaciais, com articulação interdisciplinar e abriu caminho para novos estudos.	<b>Déc. de 1980</b>	Henri Picheral Revisita do conceito de sistema patogênico, o tornando mais apto a analisar as diferenças espaciais da saúde em diversas doenças e agravos.
<b>Déc. de 1980</b>	Peter Gould Conceitos chave de organização espacial e dinâmica socioespacial sobre a distribuição de doenças.	<b>Déc. de 1990</b>	Gerard Salem Desenvolveu uma reflexão sobre o propósito dos geógrafos da saúde e a compreensão dos territórios de saúde.		

Fonte: Porto, Gurgel e Catão (2022).

Wulandari et al. (2023) dizem que essa é uma área de estudo importante para a compreensão de como os ambientes geográficos e espaciais podem afetar a saúde, seja no contexto das mudanças climáticas ou da epidemiologia de doenças, por exemplo, como no caso da relação entre a dengue e os fatores climáticos em Sobral.

Nesse sentido, a Geografia Médica é essencial para as pesquisas que envolvem as variáveis geográficas, como clima, topografia e distribuição populacional, e seu possível impacto sobre a saúde e os sistemas de saúde. Assim,

a Geografia Médica auxilia na análise, no planejamento e na resposta a situações de crise, que podem salvar vidas e limitar a propagação de doenças (WULANDARI et al., 2023).

Segundo Lacaz et al. (1973), a Geografia Médica estuda a distribuição espacial de doenças, fatores ambientais e populações. Isto é, relaciona variáveis naturais e indicadores de saúde. Além disso, enfatiza a abordagem interdisciplinar, uma vez que integra cartografia, epidemiologia e saúde pública.

Vale ressaltar que, ao longo do tempo, o termo “Geografia Médica” foi substituído por “Geografia da Saúde”, pois, para além do indivíduo, começou-se a levar em consideração os aspectos sociais, econômicos e as políticas de saúde voltadas para o bem estar de uma sociedade. Ademais, entende-se que a saúde não é apenas a ausência de doença, mas o bem-estar de uma população.

Santos (2010) concorda com essa diferença de termos ao expressar que o principal desafio dessa área é analisar conjuntamente a saúde, a doença e o espaço geográfico. Nesse sentido,

O que se percebe, é que essa nova denominação, de Geografia da Saúde, é mais sistêmica, na qual a preocupação não é somente com o enfermo, mas sim, no que está por trás dessa enfermidade, qual a situação econômica, social e ambiental em que este indivíduo está sujeito diariamente. Enquanto que na Geografia Médica tradicional, os estudos epidemiológicos, a relação entre ambiente e enfermidade permite explicar as doenças no espaço, principalmente às doenças infecciosas (p. 50).

Ainda conforme o autor, os estudos na área de Geografia da Saúde ganharam maior relevância na atualidade devido às epidemias e pandemias que assolam o mundo e preocupam a população e os governantes. Logo, conhecer o local e a realidade socioeconômica de uma população pode contribuir muito para a prevenção e o tratamento de diversas doenças.

Barcellos et al. (2018) asseguram que a Geografia da saúde procura compreender o contexto em que ocorrem os problemas de saúde, para poder atuar sobre territórios, ou seja, não busca a compreensão desses problemas a partir dos indivíduos ou organismos. Diferente de outras áreas do conhecimento, a ciência geográfica apresenta uma visão macroscópica dos desafios da saúde voltada à compreensão da dinâmica do processo saúde-doença.

Souza e Sant'Anna Neto (2008) asseguram que a contribuição da Geografia, para a análise do ritmo e da variabilidade climática nos estudos de saúde, vem desde o início do século XX e que foi Maximilien Sorre (1880-1962) quem abordou a vivência do homem e suas relações com a Terra, correlacionando-se com outras ciências, como a Medicina, a Biologia, a Sociologia e a Geografia.

Nunes e Mendes (2012) afirmam que a Climatologia Médica faz parte da Geografia da Saúde, sendo um elo entre a Epidemiologia, a Geografia e a Biologia. Assim, a relação entre clima, sociedade e natureza foi intensa desde os primórdios da humanidade, mas apenas nos séculos XIX e XX houve maior interesse em compreender a influência do clima sobre o ser humano, suas atividades e sua saúde. Portanto,

O clima exerce grande influência sobre a paisagem físico-natural quanto sobre os homens e suas sociedades. Esta influência, inclusive, se dá sobre a saúde da população humana. Do mesmo modo, o homem influencia o ambiente a sua volta, ou seja, também irá influenciar o clima, dando início a um círculo vicioso (NUNES E MENDES, 2012, p. 267).

Souza e Sant'Anna Neto (2008) atestam que o trabalho pioneiro no Brasil sobre a relação entre doenças e as condições climáticas foi de Afrânio Peixoto em 1938, uma vez que iniciou os estudos da então Geografia Médica com uma explanação sobre a manifestação de doenças e sua conexão com o ambiente natural.

Nesse sentido, Ayoade (2004) explica que o clima é fruto das interações complexas entre calor e umidade. Destaca a importância particular da climatologia nos trópicos, pois trata-se de uma região que recebe intensa radiação solar durante todo o ano, o que determina dinâmicas atmosféricas específicas, com implicações na agricultura, ecologia e planejamento territorial.

Santos (2010) entende que a partir do crescimento dos estudos climatológicos, surge o termo “bioclimatologia”, que corresponde ao estudo dos efeitos da radiação sobre os organismos animais e vegetais, ao passo que a Climatologia Médica investigaria a ação dessas radiações sobre o organismo humano, são ou doente.

Souza e Sant'Anna Neto (2008) ressaltam que

A Epidemiologia, assim como a Geografia, apesar de seus problemas e suas diferenças epistemológicas, têm dado importantes contribuições, não apenas no reconhecimento de diferentes fatores, que correlacionam (como ambientais, econômicos, sociais, culturais e outros) para um determinado problema (e para o conhecimento do processo saúde-doença), mas, também, na formulação de alternativas direcionadas ao combate de diversos problemas mórbidos, os quais atingem a sociedade (p. 120).

Para Vaz (2010), o espaço é, no registro da Geografia, mais do que um mero recipiente local de características físicas e humanizadas, transformando-se em lugar quando articula relações informacionais de pertencimento. Entretanto, não se descarta a utilidade da cartografia, bem como das análises físicas do espaço para os estudos de Geografia da Saúde, pois a Geografia pode contribuir para um aprofundamento dos estudos que relacionam ambiente e saúde por meio do uso de mapas e análise espacial.

Nas análises da Geografia, espaço e tempo são indissociáveis, visto que as construções sociais acontecem em um determinado tempo e espaço. Magalhães (2014) concorda ao afirmar que:

Damos ênfase na dimensão espaço-temporal, visto que os processos sociais se realizam no espaço, e através dele se constroem mutuamente num período de tempo preciso, daí a indissociabilidade na análise geográfica. Entendemos que o clima urbano, as doenças nas cidades e o espaço urbano possuem um contexto histórico e são geograficamente situados (p.16)

Assim, o estudo da relação entre as condições ambientais e sociais com a dengue está contextualizado em um período/tempo (2002 - 2022) e em um espaço específico: Sobral, Ceará. A dengue é um dos desafios que se colocam diante da realidade urbana, uma vez que a concentração dos casos ocorre nas cidades.

Catão (2011) faz uma importante consideração sobre os objetos geográficos e sua influência nos casos de dengue. O autor afirma que:

As cidades e suas características singulares vão influenciar na distribuição e na manutenção da dengue, como estações ferroviárias e rodoviárias, aeroportos e portos que essas possuem vão influenciar na orientação e na intensidade dos fluxos de pessoas, e, por conseguinte, de vírus e vetores (p. 07).

No entanto, será que todas as pessoas das cidades são impactadas da mesma forma, como no caso da dengue? Magalhães (2014) diz que

... as pessoas mais impactadas por um evento pluviométrico intenso ou por uma epidemia de dengue são aquelas que se encontram em áreas com maiores riscos de sofrer com esses episódios e que não possuam capacidade de lidar com o evento adverso, geralmente por falta do aparato técnico e informacional que aumente sua capacidade em lidar com ele (p.20).

O supracitado autor afirma que as pessoas que mais sofrem com os impactos ambientais são aquelas que estão em condição de vulnerabilidade socioeconômica. Dessa forma, compreender a construção social é essencial para entender a dinâmica dos problemas ambientais, pois mesmo que muitos desafios citadinos sejam originados por causas naturais, a intensidade desses eventos será diferenciada de acordo com a realidade social encontrada em um determinado local.

Catão (2011) diz que a dengue, atualmente, está além de uma simples ocorrência natural, pois é um fenômeno socioespacial, dentro de uma sociedade desigual. Assim, os locais não são impactados da mesma forma pela doença.

Mendonça (2010) ressalta que é nos espaços urbanos, principalmente nas cidades médias (como Sobral) e nas metrópoles brasileiras que os problemas de saúde associados aos fenômenos climáticos ocorrem de maneira mais frequente. Os fatores cruciais para a incidência da dengue são elementos climáticos e condições socioeconômicas.

Catão (2011) concorda com Mendonça (2010) ao afirmar que a relação entre a doença e a produção espacial é uma variável a ser considerada na análise da dengue, uma vez que é transmitida por um mosquito predominantemente urbano, adaptando-se ao espaço geográfico, aos objetos geográficos e aos fluxos de pessoas e materiais. Logo, em um ambiente produzido pelo homem, como as grandes cidades, o *Aedes aegypti* encontra meios ótimos para sua transmissão.

Portanto, pensando nas cidades como um espaço com boas condições para a proliferação do mosquito, é necessário verificar o perfil epidemiológico da dengue em Sobral-CE, observando os elementos climáticos — temperatura do ar, precipitação pluviométrica e umidade relativa — e a espacialidade da doença ao longo da série histórica de 2002 a 2022. Além disso, devem ser consideradas as condições socioeconômicas relativas à coleta de lixo, saúde, educação e renda.

Magalhães (2014, p. 23) traz uma observação importante sobre os dados da doença: “existe alguma relação entre os surtos de dengue e as características climáticas que compreenderam os meses anteriores ao período de surto até o seu término?”

Esta observação é importante, porque o autor avalia as características climáticas antes dos períodos críticos, ou seja, leva em consideração o período de incubação do vírus.

Nesse sentido, partindo do pressuposto de que a dengue constitui um fenômeno socioespacial dentro de uma sociedade desigual, ela tende a se manifestar de modo desigual na sociedade. Assim, é possível que a dengue tenha ocorrido de forma diferenciada nos bairros da cidade e o intuito da pesquisa é averiguar quais são os bairros e os seus respectivos aspectos socioeconômicos.

O clima é o elemento natural que mais interfere na saúde humana, seja diretamente no corpo humano ou pelo surgimento e propagação de algumas doenças. No entanto, devido às desigualdades socioespaciais, os cidadãos não são impactados pelos episódios climáticos e epidêmicos da mesma forma.

Por exemplo, Mendonça (2021) afirma que o clima urbano torna-se um condicionante fundamental para o desenvolvimento do vetor da dengue, já que ocorre uma ampliação da capacidade da atmosfera local de manter as condições ideais para a sobrevivência e disseminação do mosquito e da doença.

Pensando na categoria do espaço geográfico proposta por Milton Santos, entendida como um conjunto indissociável de sistemas de objetos e ações, Catão (2011) ressalta que:

Assim, a dengue utiliza o fluxo de pessoas, que carregam consigo os vírus, e o fluxo de materiais e bens que podem levar ovos do mosquito (dispersão passiva). As ações também irão influenciar nos usos do território, na formulação de leis, na implantação de objetos geográficos, na aplicação e implementação de técnicas (p.08).

Logo, quando o clima das cidades é alterado em relação ao seu estado original, devido às transformações causadas pela sociedade, torna-se um objeto geográfico. Nesse sentido, um novo ambiente é construído socialmente. Portanto, como citado por Magalhães (2014, p. 35): “O clima urbano é produzido em função do grau de modificação dos sistemas naturais no processo de urbanização”. Assim, o clima urbano só existe a partir da relação entre sociedade e natureza.

Os eventos atmosféricos e as doenças ao se realizarem no lugar deixam de ser um evento potencial para ser um evento concreto, se tornam únicos. Aqui convém ressaltar que cada vez mais a diferenciação dos lugares é produto social, portanto, histórico, e pelo modelo econômico atual, é desigual e combinado. (MAGALHÃES, 2014, p.43)

O supracitado autor aborda que a cidade é uma manifestação geográfica da desigualdade social e que os eventos atmosféricos e a dengue, embora de ordem natural, se propagam de maneira diferente devido ao desenvolvimento socioeconômico das cidades.

Os macrodeterminantes, que influenciam os fatores de riscos para a dengue, abordados na pesquisa são: precipitação, temperatura e pressão atmosférica.

#### **4.2 Dengue: elementos epidemiológicos e biogeográficos**

Vernal et al. (2021) afirmam que a dengue é uma arbovirose causada por quatro sorotipos do vírus DENV e é transmitida por mosquitos do gênero *Aedes*, sendo a doença viral mais comum transmitida por vetores no mundo.

Siqueira Júnior (2022) define a dengue como uma arbovirose aguda causada por quatro sorotipos do vírus da dengue (DENV-1, DENV-2, DENV-3 e DENV-4), que pertencem ao gênero *Flavivirus*, da família *Flaviviridae*. As características clínicas da doença são: febre, cefaleia, mialgia, artralgia, dor retro-orbital, náuseas, vômitos e, dependendo da gravidade do caso, hemorragia leve ou grave.

Reis et al. (2020) ao descreverem a epidemiologia da dengue no Brasil

entre 2000 e 2020, entendem que a complexidade da doença está interligada à recirculação dos sorotipos (sendo o DENV-1 o mais frequente), às reinfecções e à interação entre o vírus, o vetor e o hospedeiro. Os autores constataram que o perfil sazonal da dengue no Brasil predomina nos meses mais quentes e chuvosos (primavera/verão).

Lee et al. (2021) consideram a dengue como uma arbovirose febril, sendo uma das doenças que mais afetam a saúde global com a população mundial em risco devido à crescente urbanização, mobilidade urbana e mudanças climáticas.

Conforme Magalhães (2014) o modo de transmissão da dengue ocorre por um período de incubação, de 5 a 6 dias em média e o período de transmissão ocorre em dois ciclos, no homem e no vetor:

A transmissão do ser humano para o mosquito ocorre no período de viremia, começando um dia antes do aparecimento da febre se estendendo até o 6º dia da doença. No mosquito, após um repasto de sangue infectado, o vírus vai se localizar nas glândulas salivares da fêmea, onde se multiplica depois de 8 a 12 dias de incubação. A partir desse momento, é capaz de transmitir a doença e assim, permanece até o final de sua vida que varia de 6 a 8 semanas (p.59).

Fatores como precipitação, saneamento básico, moradia, umidade do ar e temperatura interferem nos níveis de infestação do mosquito. É interessante observar que os padrões sociais e o acesso aos serviços públicos podem estar relacionados aos casos de dengue, pois locais com maior densidade populacional podem gerar maiores números de criadouros.

Machado et. al. (2023) realizaram um trabalho com a incidência de dengue e variáveis meteorológicas, como chuvas e temperatura (2001-2020) e analisaram os padrões sazonais e defasagens, onde o aumento de casos de dengue apresentava uma associação entre chuva/temperatura com um atraso de 0 a 7 meses.

Barkhad et. al. (2025) fizeram um estudo com base em artigos publicados entre 2007 e 2022, e apontaram que a dengue, especialmente, na América Latina e Caribe é fruto de uma complexa interação entre clima, genética do vetor e condições socioeconômicas. No estudo, os autores apresentaram os principais determinantes para o aumento de casos de dengue, a saber: fatores ecológicos, biológicos e

sociais.

Ainda segundo os autores, em relação aos aspectos ecológicos, verificou-se uma correlação positiva de casos de dengue com os aspectos microclimáticos como, temperatura (mínima, média e máxima), umidade relativa e precipitação. Inclusive, picos de chuvas precedem surtos, após o intervalo no ciclo climático do vetor. Além disso, fenômenos macroclimáticos como El Niño/La Niña impactam a frequência e intensidade das epidemias. Por exemplo, a La Niña se associou ao aumento de casos no Brasil.

Barkhad et. al. (2025) associaram o aumento de casos aos fatores biológicos do vetor como a capacidade vetorial/genética, os sorotipos, a evolução viral e a dinâmica do sorotipo, destacando como o predomínio de determinados sorotipos pode afetar a magnitude dos surtos.

Outro determinante apontado pelos autores foi os fatores sociais: migração humana e transporte aéreo na introdução e reintrodução do vírus, urbanização desordenada, condições precárias de habitação e saneamento, e armazenamento de água. Ademais, o nível educacional, ocupação profissional, conhecimento sobre dengue, acesso à informação, saúde e infraestrutura também são variáveis importantes (BARKHAD ET. AL., 2025).

Por exemplo, a falta de abastecimento ou a irregularidade da água impulsiona as pessoas a armazenar água em tonéis, assim como o lixo também acumula água da chuva e se transforma em potencial criadouro para os vetores da dengue (CATÃO, 2011).

Catão (2011) observou que havia mais criadouros da dengue em locais em que a cobertura de abastecimento de água era precária, como tonéis e caixas d'água. Nesse sentido, como está a cobertura de esgoto e abastecimento de água por bairro e coleta de lixo em Sobral? Esses questionamentos serão respondidos ao longo da pesquisa.

Sobre as características e hábitos do mosquito, vale ressaltar que só a fêmea pica o ser humano em busca de sangue para a oviposição, ou seja, a maturação dos ovos. Um ovo do mosquito pode durar até um ano sem eclodir, dependendo de várias especificidades do local. O mosquito vive em torno de 30 dias e a fêmea põe entre 150 e 200 ovos, e pode fecundá-los com apenas uma inseminação.

Convém frisar que embora as características do mosquito sejam propícias

em águas paradas e limpas e zonas intertropicais, o mosquito tem alta adaptabilidade, sendo encontrado em áreas de elevada altitude e locais com água suja. Tal fato é preocupante, pois torna ainda mais complexas as diretrizes para evitar e minimizar os focos da doença.

Em resumo, há maior relação entre períodos chuvosos e altas temperaturas, mas pode ocorrer um surto em períodos secos devido às chuvas rápidas e esparsas e ao mau armazenamento da água.

A seguir, um estudo interessante na Malásia que relaciona o início das chuvas fortes e os casos de dengue cerca de 2 a 3 meses depois.

O estudo de Foo, Lee e Fang (1985) para Selangor na Malásia, examinaram a incidência mensal de dengue para o período 1973-1982 para avaliar a associação quantitativa possível com a precipitação mensal. Constataram uma associação quantitativa significativa entre a precipitação e o número de casos de dengue durante o primeiro período úmido. O intervalo de tempo entre o início da chuva forte e o foco de dengue foi de cerca de 2-3 meses. Um aumento de 120% no número de casos de dengue foi observado quando a precipitação mensal foi de 300 mm ou mais. (MAGALHÃES, 2014, p. 68)

Além disso, houve um aumento de mais de 100% nos casos da doença quando a precipitação mensal foi de 300mm ou mais. Tais fatos são interessantes para verificar se algo semelhante ocorre em Sobral.

Mendonça (2021) afirma que as primeiras epidemias de dengue foram notificadas na Ásia, África e América do Norte por volta do final do século XVIII. Após um período de erradicação na década de 1950, no contexto da febre amarela, a doença voltou a ter registro na América duas décadas depois, ou seja, no final do século XX, com intervalos de picos mais curtos.

Lima Júnior et. al. (2021) explicam que há outro modo de compreender a dinâmica da dengue, que é através do Levantamento Rápido de Índices para Aedes aegypti (LIRAA), pois é um método amostral que monitora os indicadores da densidade larvária e identifica os espaços com maior densidade de larvas. Dessa forma, possibilita o direcionamento de ações dos gestores ao identificar áreas vulneráveis nos municípios.

Em síntese, concordando com Araújo et al. (2024), a dengue está presente de forma contínua nas regiões tropicais do Brasil desde 1984 e os fatores que influenciam a incidência e a intensidade da doença são climáticos (temperatura, precipitação e umidade), ambientes urbanos (saneamento, densidade populacional), imunológicos (exposição prévia da população aos sorotipos) e socioestruturais (acesso à educação/informação, ocupação, moradia e medidas de controle vetorial).

Desse modo, a pesquisa busca analisar as variáveis climáticas para a disseminação da dengue, com o objetivo de propor um modelo preditivo que possibilite medidas preventivas e efetivas no combate à doença.

#### **4.3 Fenômenos e sistemas atmosféricos**

O sistema atmosférico mais atuante na cidade de Sobral é a Zona de Convergência Intertropical (ZCIT). Conforme Muniz e Caracristi (2023), a ZCIT é considerada o sistema atmosférico de maior relevância na região equatorial. No entanto, é importante contextualizar os sistemas e fenômenos atmosféricos atuantes no norte do nordeste brasileiro (NEB), uma vez que tem influência no estado do Ceará.

A circulação atmosférica sobre a região tropical é fortemente influenciada pelos padrões termodinâmicos sobre as bacias dos oceanos Pacífico e Atlântico tropicais. Portanto, em períodos anuais que se verificam anomalias positivas ou negativas da Temperatura da Superfície do Mar (TSM) nas bacias dos oceanos oceanos e pacíficos, a célula de Hadley<sup>15</sup> e a célula de Walker<sup>16</sup> são perturbadas, ocorrendo fortes anomalias na circulação atmosférica sobre os trópicos. Esse fenômeno é determinante para a intensidade e duração do período chuvoso no NEB (FERREIRA e MELO, 2025).

---

<sup>15</sup> Célula de Hadley – atua no sentido meridional, ramo ascendente sobre os trópicos e ramos descendentes nas latitudes subtropicais. (FERREIRA E MELO, 2005).

<sup>16</sup>Célula de Walker – atua no sentido sazonal, ramo ascendente no pacífico oeste e ramo descendente no pacífico leste. (FERREIRA E MELO, 2005).

#### ***4.3.1 Zona de Convergência Intertropical***

A Zona de Convergência Intertropical (ZCIT) é um bando de nuvens que permeia a faixa equatorial da Terra, variando de norte a sul. O surgimento da ZCIT ocorre pela convergência dos ventos alísios dos hemisférios norte e sul, pois o encontro desses ventos gera uma ascendência do ar quente e úmido que forma nuvens carregadas (MENDONÇA e DANNI-OLIVEIRA, 2007).

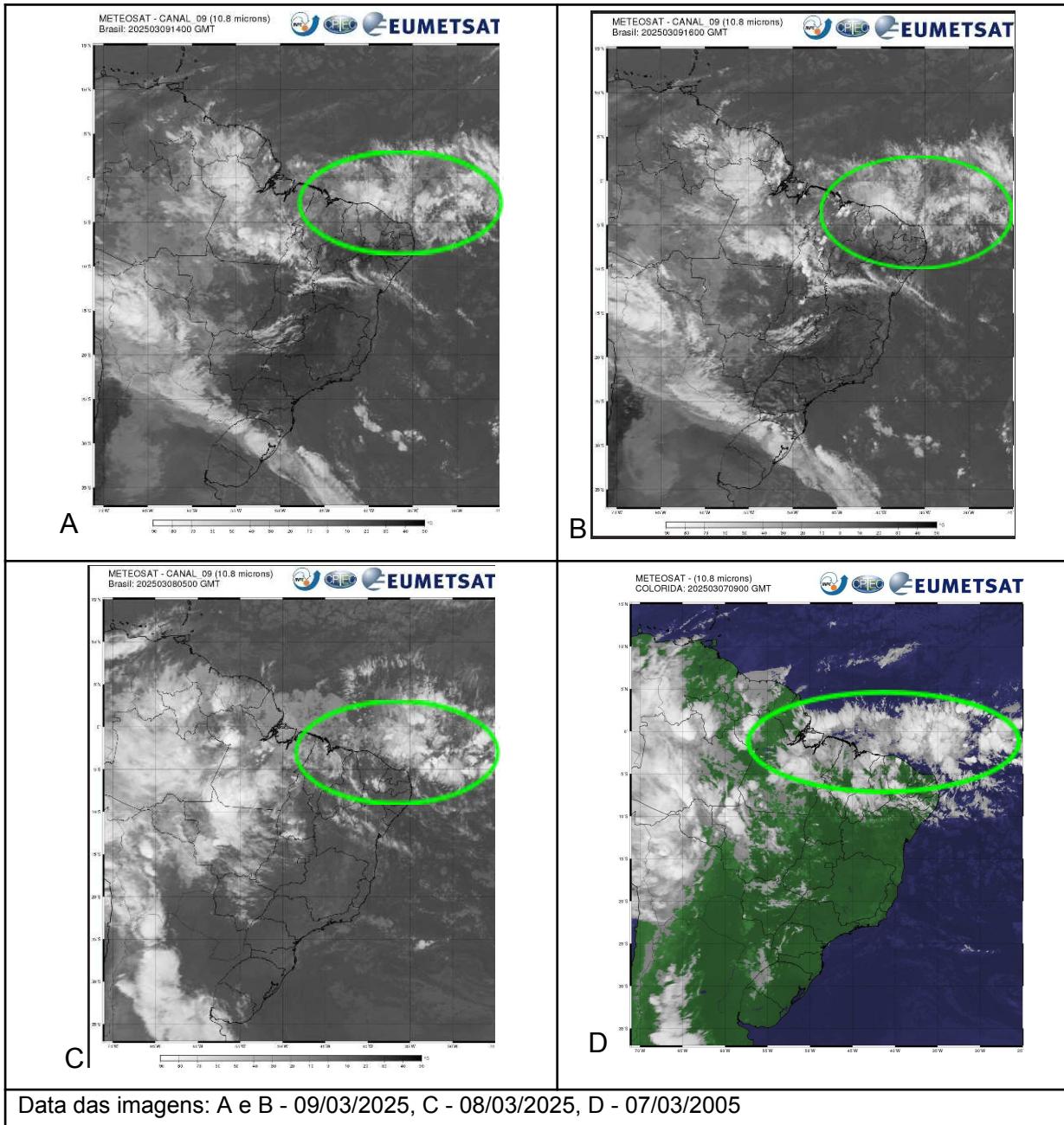
As condições ótimas para a formação da ZCIT são: baixa pressão e temperaturas elevadas da superfície do mar, o que contribui para o elevado volume pluviométrico.

Nesse mesmo sentido, Chopra et al. (2024) corroboram com os autores acima ao afirmarem que a ZCIT é uma zona estreita e contínua de intensa convecção atmosférica que circunda o planeta próxima à Linha do Equador. Sua origem é uma relação entre a interação da circulação atmosférica global e a distribuição desigual de energia solar.

Melo (2023) apresenta a ZCIT como uma forte influência do gradiente de temperatura entre os trópicos e a inserção de temperaturas elevadas e umidade que impulsionam a convecção. Assim, tais comportamentos de convecção implicam nas ondulações resultantes da rotação da Terra.

A figura abaixo mostra a formação, atuação e movimentação da ZCIT entre os dias 7 e 9 de março de 2025.

Figura 12 - Imagens de satélite da ZCIT.



Fonte: INPE. Organizado pelo autor, 2025.

A ZCIT determina o nível de intensidade das chuvas no NEB. Esse sistema atmosférico migra periodicamente, a saber: agosto, setembro e outubro – sua posição mais ao norte no globo ocorre em 14°N; já em fevereiro, março e abril – sua posição mais ao sul ocorre entre 2° e 4°S (MENDONÇA E DANNI-OLIVEIRA, 2007).

Desse modo, a ZCIT é

Formada a partir da convergência dos ventos alísios, aqueles vindos do Nordeste, com origem no Hemisfério Norte, e, também, do sudeste, com origem no Hemisfério Sul, a ZCIT fica posicionada entre, aproximadamente, 14 graus ao Norte e 2 graus ao Sul da linha do Equador ao longo de todo o ano. Os ventos alísios são úmidos e, constantemente, seguem em direção à região equatorial. O encontro deles em baixos níveis da atmosfera forma a banda de nuvens da Zona de Convergência Intertropical, que pode ser vista em imagens de satélite. Além da convergência dos ventos alísios, as altas temperaturas da superfície do mar também influenciam no posicionamento da ZCIT e na intensidade dela (INMET, 2023).

A explicação para a migração do sistema é que a ZCIT está condicionada aos padrões da TSM sobre o Oceano Atlântico Tropical. Portanto, é o sistema atmosférico mais significativo sobre os oceanos, logo, a TSM é tão determinante para sua intensidade e no alcance da sua posição (FERREIRA E MELO, 2005).

#### **4.3.2 Vórtice Ciclônico de Altos Níveis**

O Vórtice Ciclônico de Altos Níveis (VCAN) é um sistema de baixa pressão atmosférica que se forma na alta troposfera e tem como característica a circulação ciclônica, sendo o centro mais frio que sua borda (MORAIS E GAN, 2016).

Lyra e Arraut (2023) afirmam que os VCANs que atuam no nordeste do Brasil são um dos principais sistemas atmosféricos que provocam precipitação na pré-estação chuvosa da região, principalmente em janeiro. Assim, as áreas que estão na periferia do fenômeno são afetadas pela instabilidade do tempo e chuvas, enquanto nos locais centrais do sistema, predomina o tempo seco e a escassez de chuvas.

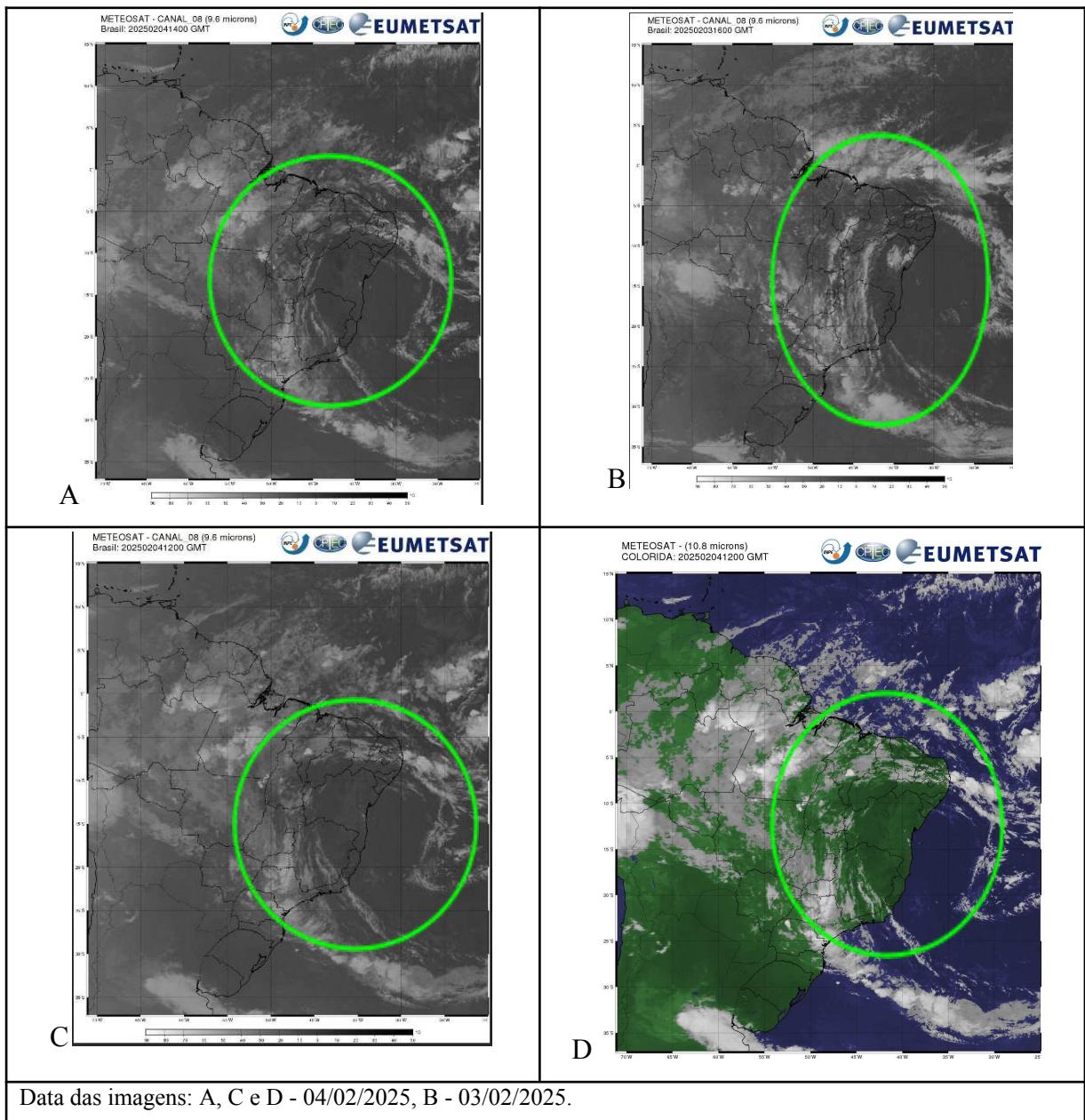
Os VCANs se formam no oceano Atlântico, aproximadamente nos meses de novembro a março e percorrem de leste para oeste. A duração do sistema varia de 7 a 10 dias (FERREIRA E MELO, 2005).

Os supracitados autores explicam que os VCANs são um conjunto de nuvens que têm a forma de um círculo que gira no sentido horário. Deste modo, o centro é mais frio que a periferia, logo, se formam nuvens causadoras de chuva na

borda (periferia) e no centro ocorre subsidênciâa do ar, aumento da pressão e inibiçâa de formação de nuvens.

A figura abaixo apresenta a formação de um VCAN entre os dias 01 e 04 de fevereiro de 2025.

Figura 13 - Imagens de satélite dos VCANs.



Fonte: INPE. Organizado pelo autor, 2025.

#### 4.3.3 Complexo Convectivo de Mesoescala

Silva Dias (1987) traz o conceito dos Complexos Convectivos de Mesoescala (CCMs) como um conjunto de cumulonimbus cobertos por uma forte

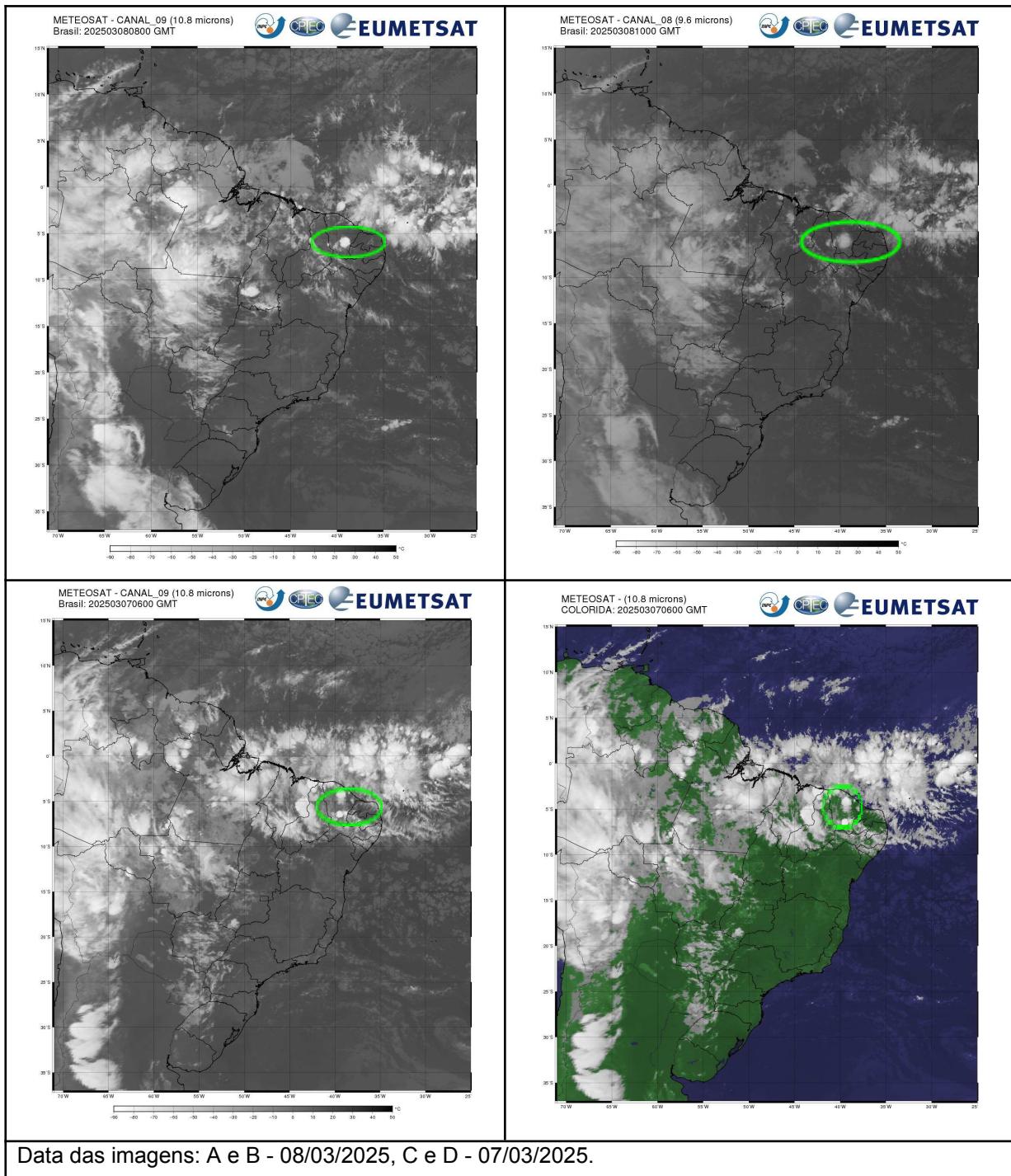
camada de cirrus. Nas imagens de satélites, percebe -se pelo formato de nuvens circulares e com um crescimento exponencial em um curto período de 6 a 12 horas. Além disso, esse fenômeno atmosférico pode ocasionar eventos extremos, como: intensa precipitação e fortes rajadas de ventos.

Ratificando o supracitado autor, Ferreira e Melo (2005) afirmam que os CCMs são aglomerados de nuvens, nos quais se originam a partir das condições locais favoráveis, como: temperatura, relevo e pressão. Essas características trazem chuvas torrenciais e de forma isolada, principalmente, nos meses de setembro a fevereiro no hemisfério sul.

Já Fedorova, Silva e Levit (2019) apresentam os CCMs com um formato singular em relação aos demais sistemas. Para os autores, os CCMs têm duração de 6h ou mais e nem sempre se formam de maneira isolada, uma vez que podem aparecer conectados na área de atuação de sistemas sinóticos.

A figura abaixo apresenta a formação e atuação dos CCMs no Ceará entre os dias 7 e 8 de março de 2025.

Figura 14 - Imagens de satélite dos CCMs.



Fonte: INPE. Organizado pelo autor, 2025.

#### 4.3.4 Linhas de Instabilidade

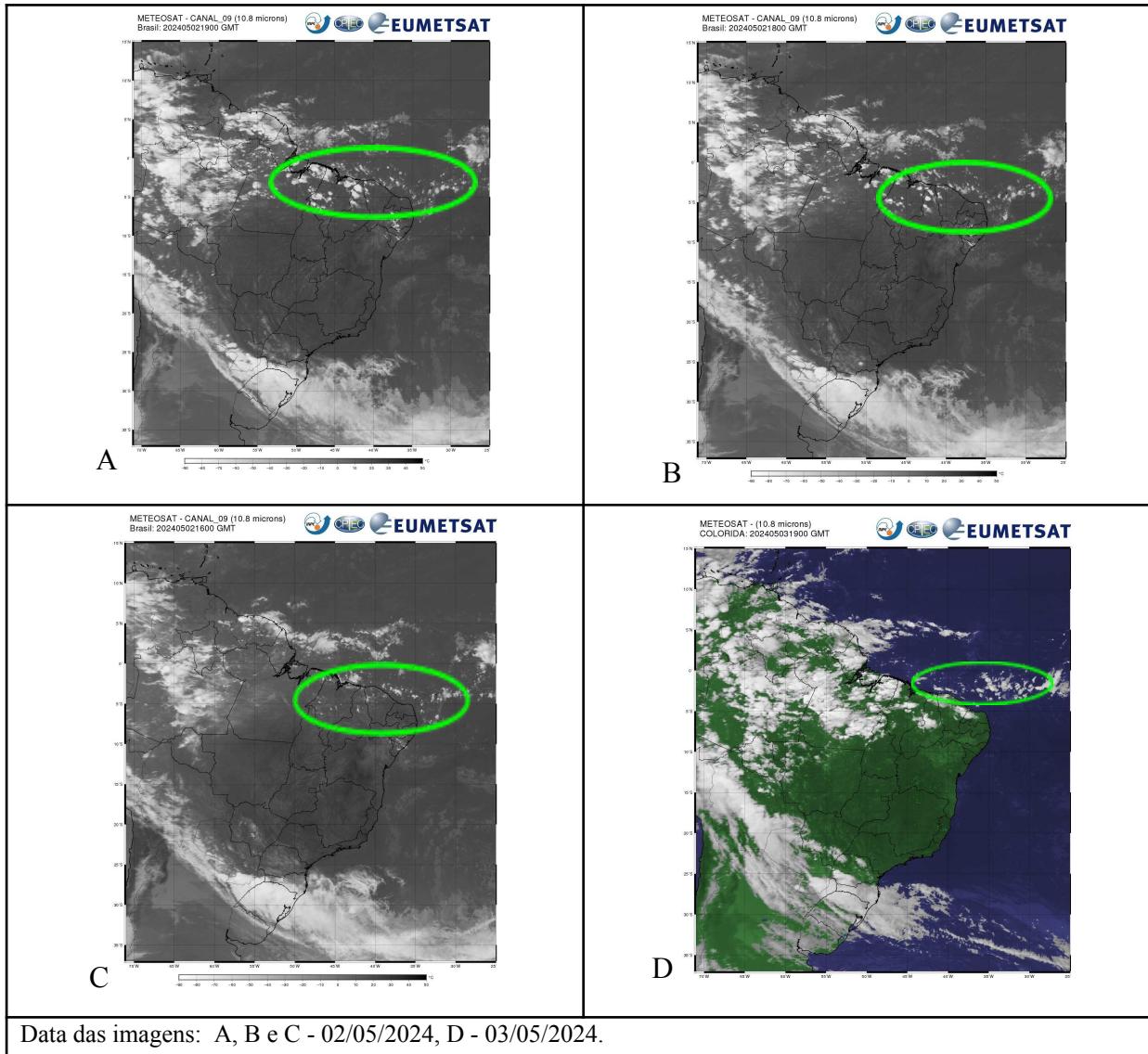
Silva et al. (2023) entendem as Linhas de Instabilidade (LIs) como um tipo de Sistema Convectivo de Mesoescala (SCM), que por sua vez se caracteriza por tempestades que se propagam de forma organizada, podendo durar dezenas de

horas, com episódios de chuva intensa e ventos fortes, com nuvens convectivas que se apresentam de forma linear.

Ferreira e Melo (2005) ratificam a ideia de que as Linhas de Instabilidade são um acumulado de nuvens que formam chuvas, normalmente, associadas ao tipo cumulus e formando-se em linhas paralelas ao litoral, principalmente nos meses de fevereiro e março. O surgimento desse evento ocorre devido à grande quantidade de radiação solar que incide sobre a região tropical, por isso as nuvens do tipo cumulus, que alcançam o ponto máximo à tarde e início da noite, uma vez que a convecção é maior nesses períodos.

Vale ressaltar que as LIs se desenvolvem frequentemente na costa Norte-Nordeste da América do Sul, contudo podem propagar-se para o interior do continente, causando precipitação (MELO, 2018). Esse seria o contexto de Sobral: a intensificação das LIs pode ultrapassar o litoral e adentrar o interior do estado e alcançar o município de Sobral.

Figura 15 - Imagens de satélite das LIs.



Fonte: INPE. Organizado pelo autor, 2025.

#### **4.3.5 Distúrbios Ondulatórios de Leste (DOL)**

Neves et al. (2016) afirmam que os distúrbios ondulatórios de leste (DOL) são sistemas atmosféricos presentes na região tropical, que se formam na costa oeste do continente africano e se propagam pelos ventos alísios em forma de ondas para a costa leste do Brasil.

Conforme a Funceme (2014) a DOL é um sistema de ondas que se origina no campo de pressão atmosférica, na faixa tropical do globo terrestre, na área de influência dos ventos alísios, e se deslocam de leste para oeste. Esse sistema provoca chuvas na Zona da Mata (recôncavo baiano até o litoral do Rio

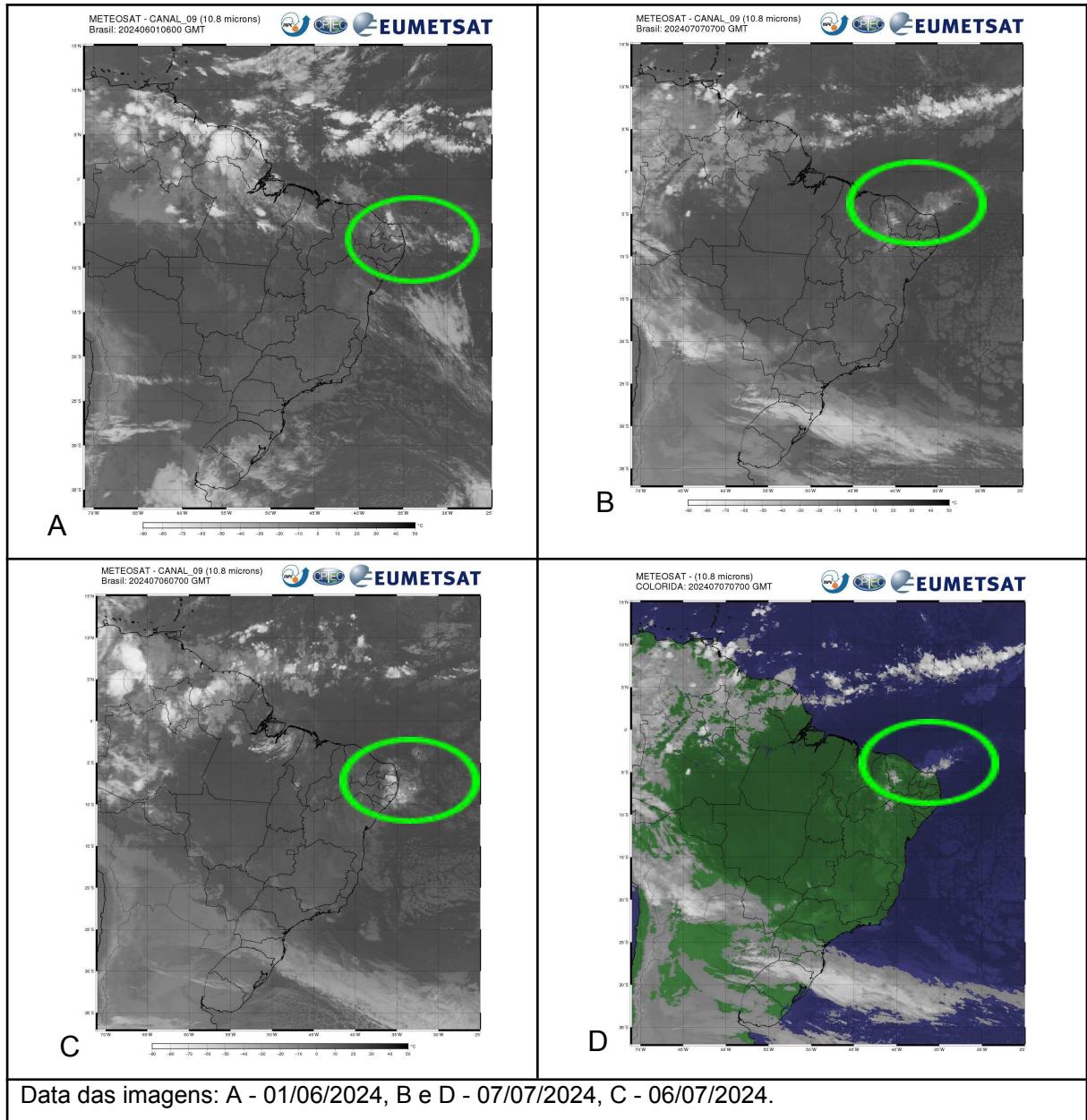
Grande do Norte), todavia, em períodos em que as condições oceânicas estão mais intensas, esse fenômeno provoca chuvas no Ceará entre junho e agosto, podendo chegar em Sobral.

Ribeiro et al. (2024) confirmam que a DOL é considerada um importante sistema convectivo para aumentar o volume de precipitação na região norte e nordeste do Brasil, principalmente, no período do inverno e primavera austral, no caso do Ceará, quando o sistema está intenso, ocorre apenas no inverno.

Já Mota e Gandú (1996) explicam a importância da propagação para oeste dos distúrbios ondulatórios tropicais, uma vez que desempenham uma importante função na circulação geral, pois carregam consigo grande quantidade de chuvas para áreas que geralmente sofrem de escassez hídrica.

A figura abaixo apresenta imagens de satélite da formação e atuação dos distúrbios ondulatórios de leste em junho e julho de 2024.

Figura 16 - Imagens de satélite dos DOL



Fonte: INPE. Organizado pelo autor, 2025.

#### 4.3.6 Brisa marítima e Brisa terrestre

Ferreira e Melo (2005) apresentam as brisas marítimas como um sistema resultante da diferença entre o aquecimento e o resfriamento da terra e da água. A sua gênese se dá porque durante o dia o continente se aquece mais rápido que o oceano, assim a pressão sobre o continente é mais baixa que sobre o oceano.

Com esse processo o vento se desloca do oceano para o continente, formando a denominada brisa marítima. Ao passo que no período noturno, o

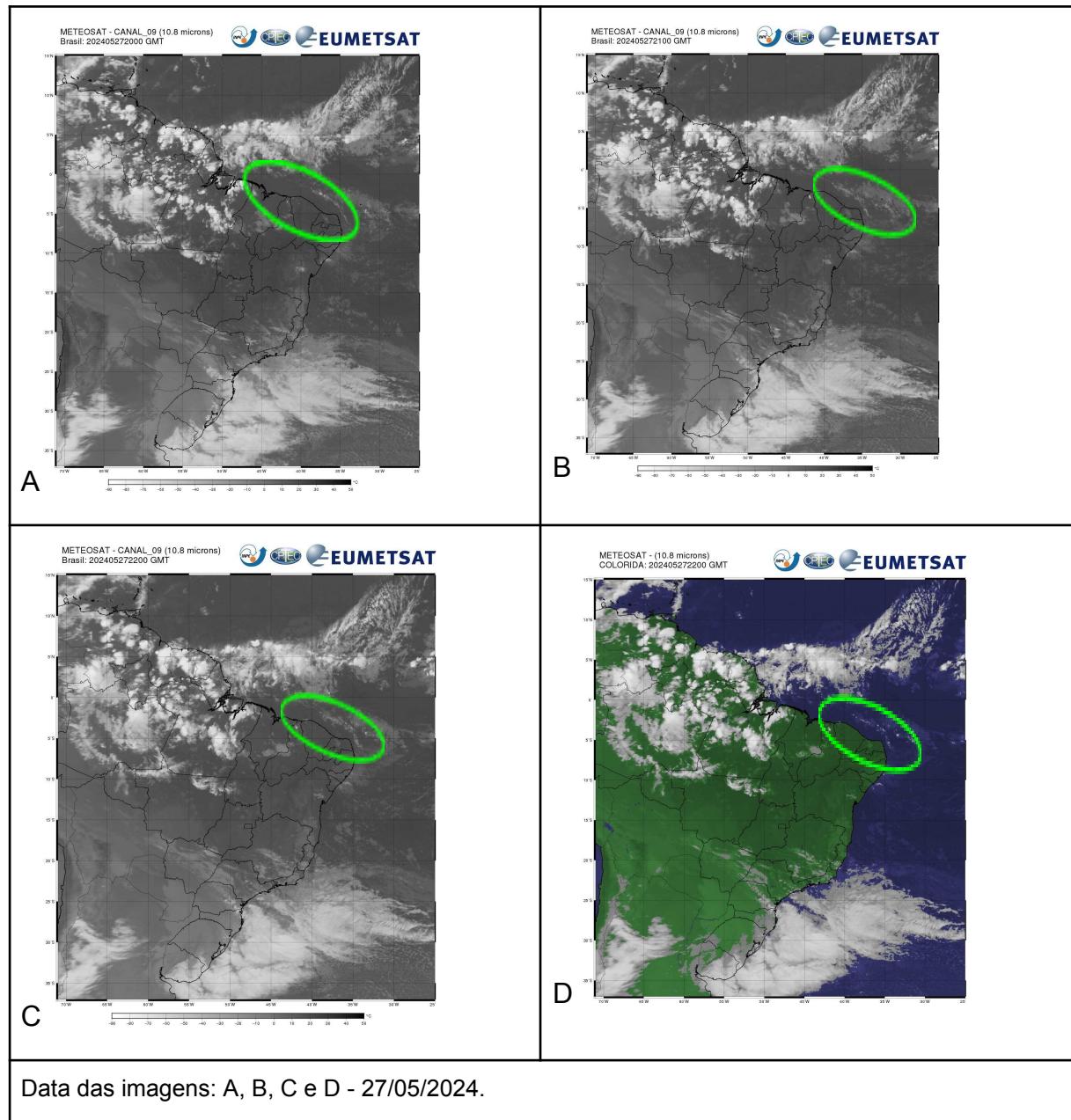
continente perde calor mais rapidamente que o oceano, este último apresenta temperaturas mais elevadas que o continente, consequentemente, o vento se desloca do continente para o oceano, formando a denominada brisa terrestre (FERREIRA E MELO, 2005).

Silva (2022) ressalta a brisa como um elemento essencial para entender o ciclo diurno do vento em regiões costeiras. Assim, na região nordeste brasileira, os ventos são direcionados pela circulação dos alísios e das brisas.

Vale frisar que Sobral não está no litoral, porém, o vale do Rio Acaraú exerce grande influência na dinâmica dos ventos e umidade para área em estudo, como afirma Muniz e Caracristi (2023) ao listarem as características do rio para a cidade, a saber: canal de ventos litoral - sertão e serra - vale; fonte de umidade atmosférica; amenizador de altas temperaturas locais, pois há um diferente aquecimento entre o rio (água) e a planície de inundação (terra), que gera um sistema de brisas.

A figura abaixo mostra imagens de satélites do sistema brisas marítimas no norte do nordeste brasileiro no final de maio de 2024.

Figura 17 - Imagens de satélite das Brisas Marítimas.



Fonte: INPE. Organizado pelo autor, 2025..

#### 4.3.7 Frentes Frias

Cardozo et al. (2015) explicam que a América do Sul é influenciada por massas de ar polar que se originam da Antártica. Desse modo, quando essas massas encontram o ar mais quente ocorre a formação das frentes frias, que por sua vez promovem chuvas nas áreas em que atravessam.

Nesse sentido, Mendonça e Danni-Oliveira (2007) afirmam que as chuvas ocasionadas por frentes frias ocorrem quando as diferenças de temperatura e pressão das massas de ar e de suas áreas centrais são mais acentuadas.

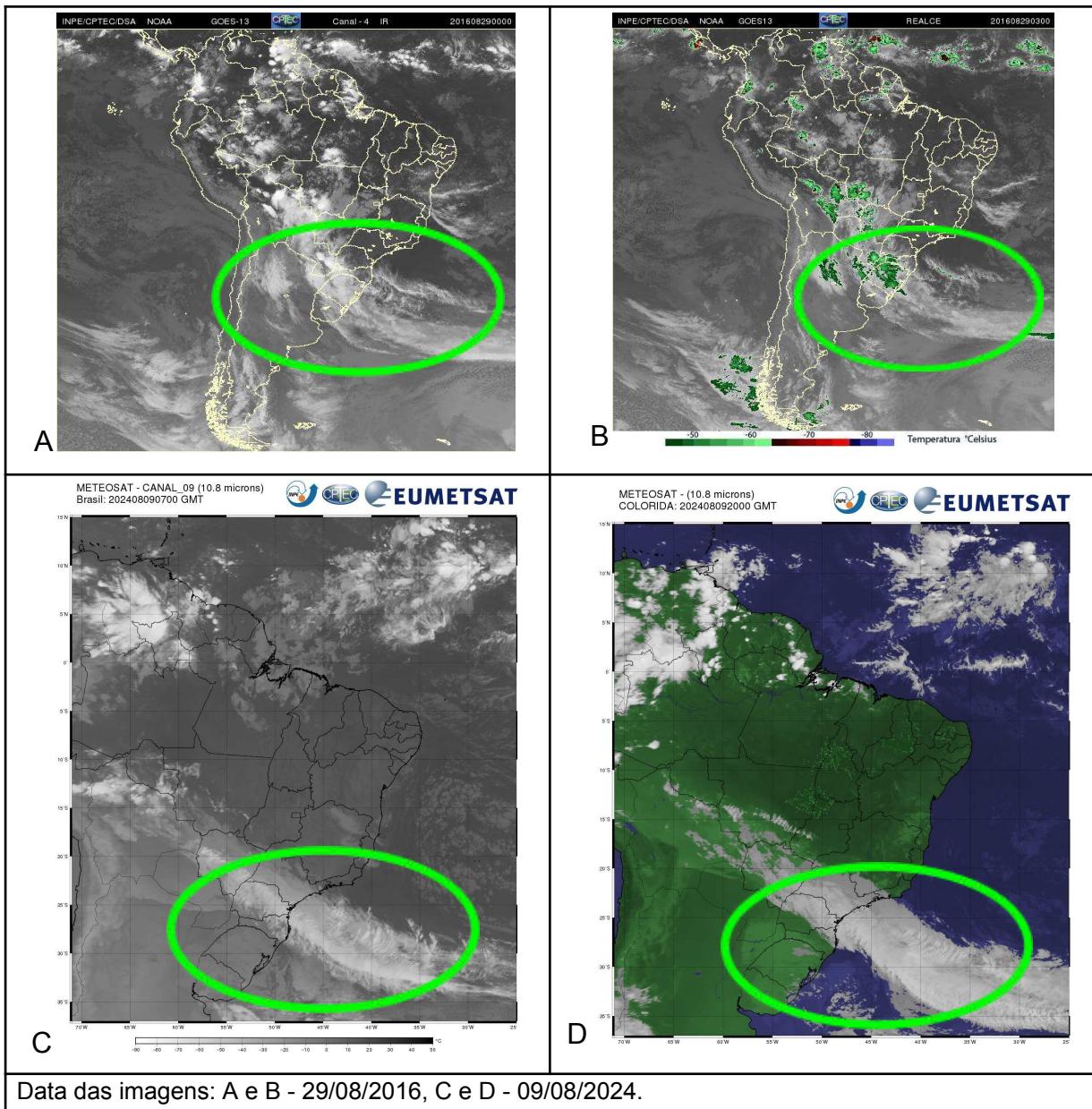
Devido às características citadas, chuvas dessa formação são mais raras de ocorrer no Ceará por sua posição geográfica. No entanto, existe uma influência desse sistema tornar o tempo instável, com formação de nuvens e possibilidade de chuvas na região sul cearense e até na parte central, dependendo da intensidade do fenômeno. Sendo assim, é válido mencionar a formação e características desse sistema atmosférico.

Para Ferreira e Melo (2005) as Frentes Frias são um agrupamento de nuvens que se organizam na área de confluência entre uma massa de ar frio com uma massa de ar quente. Assim, por ser mais densa, a massa de ar frio infiltra por baixo da massa de ar quente, que é menos densa, e faz com que o ar mais quente e úmido suba e forme as nuvens e, por conseguinte, aconteçam as chuvas.

Vale ressaltar que as Frentes Frias alcançam as latitudes tropicais entre os meses de novembro e janeiro, e, por isso, podem estar associadas às chuvas da chamada pré-estação chuvosa no Ceará, especificamente, no Cariri, Sul, Oeste do Sertão Central (Localização de Sobral) e Inhamuns.

A figura abaixo mostra as duas primeiras imagens de agosto de 2016, que foi um ano em que as frentes frias estavam muito intensas e chegaram a influenciar o tempo no nordeste brasileiro e as duas últimas imagens são de julho de 2024.

Figura 18 - Imagens de Satélite das Frentes Frias.



Fonte: Fonte: INPE. Organizado pelo autor, 2025.

#### 4.3.8 El Niño / La Niña

O El Niño Oscilação Sul (ENOS) é um fenômeno que ocorre devido a um aquecimento anormal das águas do Oceano Pacífico Equatorial. Portanto, de acordo com a intensidade e período do ano em que ocorre, torna-se um dos principais responsáveis pelo volume de precipitação no hemisfério sul.

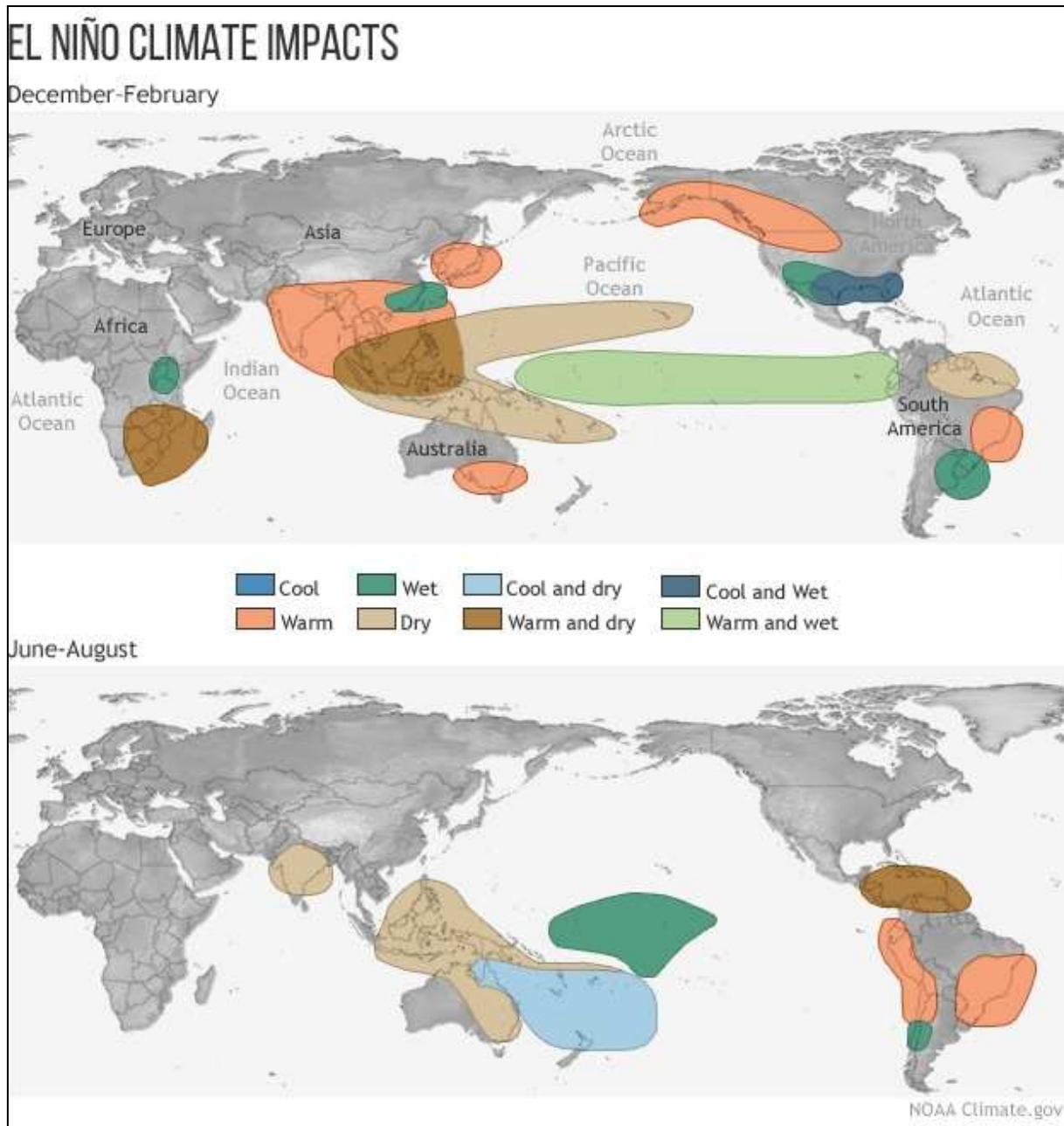
Duarte e Ribeiro (2023) explanam que o ENOS ocorre entre o oceano e a atmosfera inserido em áreas tropicais do Oceano Pacífico com variação de temperatura quente e fria e o período entre dois e sete anos. A diferença entre as temperaturas gera mudanças na circulação geral da atmosfera que causa anomalias climáticas em várias partes do globo.

Nesse mesmo sentido, Mendonça e Danni-Oliveira (2007) explicam que o El Niño é um fenômeno oceânico caracterizado pelo aquecimento anormal das águas superficiais nas áreas centrais e leste do oceano pacífico, cujo período acontece normalmente na época que antecede o Natal, por isso o nome de “El Niño”, isto é, “O menino”, fazendo referência a Jesus Cristo da cultura cristã.

Convém frisar que a anomalia térmica no Oceano Pacífico só é considerada El Niño quando as temperaturas ultrapassam 1°C acima da média térmica, que é 23°C. Essas características representam uma alteração na dinâmica da Célula de Walker (MENDONÇA E DANNI-OLIVEIRA, 2007).

Por ser um país de dimensões continentais, o El Niño atinge o Brasil de formas distintas. No Nordeste, provoca redução dos índices pluviométricos, gerando escassez de chuvas no verão, enquanto no Sul, tende a aumentar as precipitações acima da média histórica (DUARTE E RIBEIRO, 2023).

Figura 19 - Impactos Climáticos do El Niño



Fonte: NOAA, 2025.

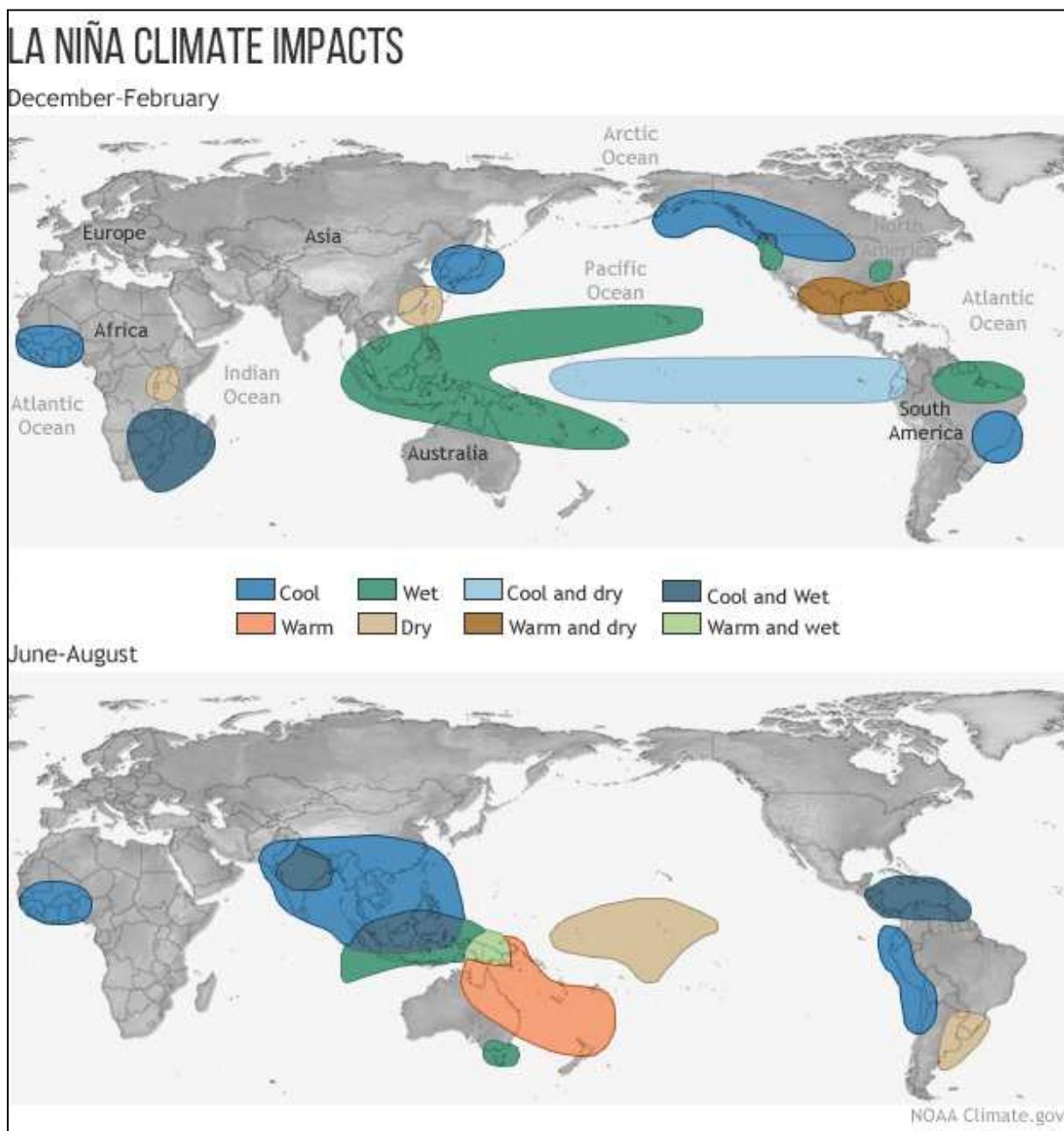
No tocante ao fenômeno La Niña, salienta-se que é o resfriamento atípico das águas do Pacífico. Assim, essa anomalia ocorre quando a porção leste do Oceano Pacífico está vulnerável ao aumento das pressões atmosféricas (MENDONÇA E DANNI-OLIVEIRA, 2007).

Bitencourt e Scortegagna (2015) afirmam que a La Niña, quando afeta o sul do país, gera chuvas abaixo do normal e provoca rápidas passagens de frentes

frias. Já para o nordeste, as precipitações, geralmente, ficam dentro da normalidade ou acima da média histórica de precipitação.

Nesse sentido, a La Niña está associada ao resfriamento anômalo das águas do Oceano Pacífico e de acordo com a intensidade e o período que ocorre, esse fenômeno é um dos responsáveis por anos considerados normais ou muitos volumosos em relação a quantidade de precipitação no nordeste brasileiro.

Figura 20: Impactos Climáticos da La Niña.



Fonte: NOAA, 2025.

#### **4.3.9 Temperatura da Superfície do Mar no Atlântico Tropical**

O Dipolo do Atlântico é a diferença entre a temperatura da superfície do mar (TSM) do Oceano Atlântico Norte e Sul. Quando as águas do Oceano Atlântico Norte estão mais quentes que as do Atlântico Sul é Dipolo do Atlântico Positivo. Já quando as águas do Atlântico Norte estão mais frias que as do Sul ocorre o Dipolo do Atlântico Negativo.

Ferreira e Melo (2005) explicam que o sistema de alta pressão do Atlântico norte e os ventos alísios de nordeste se intensificam se associam ao dipolo negativo. Ao passo que quando as águas do Atlântico Sul estão mais frias que o normal, o sistema de alta pressão do Atlântico Sul e os ventos alísios de sudeste se intensificam associados ao dipolo positivo, o que gera uma condição favorável para a migração da ZCIT para posições mais ao norte da linha do Equador e, por consequência, propicia à ocorrência de anos com volumes pluviométricos abaixo do normal.

Este fenômeno favorece a migração da ZCIT para posições mais ao sul da linha do Equador, como em Sobral-Ceará. Assim, a probabilidade é que ocorram anos com maior volume pluviométrico para o nordeste do Brasil.

#### **4.4. Modelagem aplicada à previsão da dengue**

Liu *et al.* (2020) afirmam que a previsão da dengue é essencial para aumentar a eficácia das medidas preventivas. Os autores aplicam um estudo de previsão de dengue intraurbano levando em consideração o fluxo populacional. Os modelos de previsão existentes têm se baseado principalmente em dois tipos de preditores: autocorrelação temporal e uma associação com o tempo ou clima.

Monnaka *et al.* (2021) desenvolveram um modelo de previsão para a dengue e febre amarela baseado nas buscas do Google. Assim, a importância da pesquisa está na identificação da ocorrência de epidemias, e não necessariamente na previsão do número de casos. Portanto, este estudo foi o primeiro a analisar a acurácia do *Google Trends* na identificação de surtos de doenças.

Chen *et al.* (2018) elaboraram uma nova estrutura para a produção de uma previsão espaço-temporal da dengue em uma resolução espacial de nível de bairro. Desse modo, desenvolveram um conjunto de modelos, cada um dos quais fez uma previsão para determinado tempo previsto. Os modelos previram para cada

bairro o número de casos dentro de um intervalo de uma semana, classificando os bairros de acordo com o risco projetado. Essa classificação pode então ser usada para identificar as áreas prioritárias para utilização dos recursos.

Freitas *et al.* (2019) concluíram que os modelos matemáticos e estatísticos têm sido amplamente utilizados para monitorar e prever a incidência de epidemias na população, uma vez que em populações específicas esses modelos contribuíram para o entendimento da dinâmica do zika vírus, nos quais foi possível predizer possíveis surtos em períodos subsequentes às séries estudadas. Entre esses modelos, os pesquisadores destacam o uso do modelo ARIMA e o SARIMA, úteis em situações em que os dados de séries temporais exibem flutuações sazonais periódicas que se repetem aproximadamente na mesma intensidade a cada ano.

Portanto, o modelo SARIMA é uma generalização do modelo ARIMA em que resulta na combinação do efeito sazonal e de três componentes ou filtros. Freitas *et al.* (2019) compreenderam com os resultados obtidos que os modelos estimados ARIMA e SARIMA para os 15 municípios da Região Metropolitana do Recife apresentaram os melhores resultados, haja vista que o modelo SARIMA inclui a informação da sazonalidade na série, sendo, portanto, indicados para descrever o comportamento da epidemia, uma vez que a incidência de dengue apresenta um ciclo sazonal.

Ademais, os modelos SARIMA e ARIMA possuem a capacidade de fazer previsão com boa acurácia dos números de notificações de dengue para os municípios da pesquisa, sendo também uma boa ferramenta para auxiliar o direcionamento das ações de controle do vetor, planejamento em saúde e intervenções, com o objetivo de reduzir os riscos de transmissão da doença (FREITAS *et al.*, 2019).

O modelo *Holt-Winters* Aditivo é outro modelo ideal para séries que possuem tanto um efeito de tendência aditivo quanto um efeito sazonal aditivo superposto, pois segundo Souza e Guimarães (2009), é um modelo indicado para séries que apresentam simultaneamente efeito de tendência aditivo e efeito sazonal aditivo.

Shamsuddin *et al.* (2016) afirmam que o método *Holt-Winters* é usado para gerenciar séries temporais quando há tendências e variações sazonais.

Existem duas formas do método *Holt-Winters*: multiplicativa e aditiva, cuja utilização depende das características das séries temporais específicas.

Buczak *et al.* (2018) afirmam que, quando os dados apresentam variações sazonais significativas em determinado período, o método de suavização sazonal Holt-Winters pode ser aplicado.

Costa (2021) investigou a relação entre os casos de dengue e a precipitação nas seguintes cidades do Ceará (BR): Aquiraz, Boa Viagem, Viçosa do Ceará e Brejo Santo com a série temporal de 2007 a 2019. Para prever as precipitações e os casos de dengue nos 24 meses subsequentes ao período analisado, aplicou o modelo Holt-Winters Aditivo.

Pesquisas desenvolvidas, principalmente, na Ásia, destacam-se pelos métodos usados para prever casos e períodos extremos como: Teurlai *et al.* (2015) que observaram os efeitos de fatores socioeconômicos e climáticos sobre a heterogeneidade da dengue na Ilha de Nova Calcedônia; Chen *et al.* (2018) que buscaram uma previsão em tempo real em nível de bairro de casos de dengue na área urbana tropical de Cingapura; Qu *et al.* (2018) descobriram que a distribuição espacial da dengue é altamente heterogênea e vários fatores diferem em importância relativa, a saber: aldeia urbana e zona de periferia urbana-rural, o baixo produto interno bruto per capita, a alta densidade populacional e a alta densidade de estradas foram percebidos como fatores de risco na cidade de Guangzhou (China).

Esses resultados indicam que os modelos estatísticos de séries temporais devem permitir um melhor entendimento do mecanismo da doença e auxiliar no planejamento de programas e intervenções de saúde pública.

Diante desse contexto, surge a seguinte questão: de que forma a Geografia pode contribuir para analisar e explicar a relação das arboviroses com as condições atmosféricas e socioambientais, de modo a propor uma modelagem preditiva eficiente para cidades médias cearenses?

#### **4.4.1. Redes Neurais Artificiais (RNAs) aplicadas a previsão de dengue**

Freitas *et al.* (2022) exploram o desenvolvimento histórico, conceitos básicos e principais modelos utilizados nas Redes Neurais Artificiais (RNAs). O autor inicia com os princípios da Inteligência Artificial (IA), visto como uma área que

estuda e desenvolve técnicas baseadas na lógica para interpretar eventos, apoiar e automatizar ações. Assim, as RNAs constituem uma ferramenta da IA que

[...] se destacam como um ramo que trabalha com o desenvolvimento de modelos computacionais inspirados no funcionamento do sistema nervoso central humano. De maneira a permitir o aprendizado de uma máquina, tornando-a capaz de realizar tarefas, por exemplo, de reconhecimento de padrões e de características presentes em dados (FREITAS ET AL., 2022, p. 124).

Nesse sentido, Manning (2015) descreve uma rede neural como um modelo computacional baseado no funcionamento do cérebro humano, uma vez que tenta simular o modo como os seres humanos processam informações. O fundamento desse pressuposto é que as redes neurais podem aprender a partir de padrões complexos de dados por meio de uma estrutura composta de unidades interconectadas chamadas "neurônios", que se organizam em camadas e são capazes de processar informações de maneira distribuída.

O supracitado autor ainda explica que as redes neurais funcionam por meio de um processo de aprendizado, em que a entrada de dados é transformada pelas unidades, passando por várias camadas de transformação até gerar uma saída ou previsão.

Já Freitas et al. (2022) abordam que nas primeiras décadas do século XX existiam estudos que buscavam explicar o funcionamento da rede de neurônios, o que seria a base da neurociência moderna. Por exemplo, o trabalho de McCulloch e Pitts (1943), considerado um marco para a Inteligência Artificial, por apresentar o primeiro neurônio artificial, construído a partir de uma lógica matemática-computacional, cuja atividade-resposta é binária (all-or-none).

Ainda sobre a relação entre os neurônios e as RNAs, Rosenblatt (1957) publicou a obra *The Perceptron: A Perceiving and Recognizing Automaton*, que iniciou o conceito de perceptron, conceito que, por sua vez, constitui uma classe de modelos inspirados no cérebro, capazes de explicar comportamentos cerebrais com regras e leis matemáticas conhecidas, todavia, não objetiva ser uma cópia do sistema nervoso real (Op. Cit.).

Vale ressaltar, conforme Freitas et al. (2022), que nos anos de 1970 houve uma queda no interesse em pesquisas de RNAs devido às suas limitações

associadas aos desafios computacionais da época. Entretanto, é no final da década de 80 que se tem uma retomada de interesse na área, pois há um avanço computacional digital, surgimento de novas arquiteturas de redes neurais, desenvolvimento de algoritmos de treinamento e estudos que permitiram uma melhor formulação matemática das redes neurais e de seus métodos de treinamento.

É nesse sentido que Manning (2015) traz uma abordagem mais geral do surgimento das Redes Neurais Artificiais (RNAs) ao longo do tempo, especialmente, no campo da Inteligência Artificial, nos anos de 1980, ressaltando uma abordagem que tentava simular como os cérebros humanos processavam informações. No entanto, os pesquisadores se concentravam em modelos de redes neurais simples, pois a falta de poder computacional e a dificuldade em treinar essas redes limitavam seus avanços. Assim, é a partir dos anos 2000, devido ao aumento do poder de processamento e ao acesso a grandes volumes de dados, que o campo de Deep Learning<sup>17</sup> experimentou uma revolução.

A obra de Rumelhart e McClelland em 1986 introduziu o conceito de "Parallel Distributed Processing" (PDP) em que as redes neurais poderiam representar processos cognitivos humanos, baseadas em dados distribuídos. Tal fato era um contraponto às abordagens que tinham maior rigidez e um padrão linear (Op. Cit.).

Freitas *et al.* (2022) explicam, de maneira geral, a arquitetura da RNA em três camadas: camada de entrada (recebe os dados do meio externo); camadas ocultas (intermediárias ou escondidas - extraem informações) e a camada de saída (produz os resultados da rede).

Os supracitados autores afirmam que desde que surgiram as RNAs, vários trabalhos foram realizados baseados nesta metodologia, como: reconhecimento de caligrafia, de voz, predição e diagnóstico de doenças e aplicações no segmento financeiro.

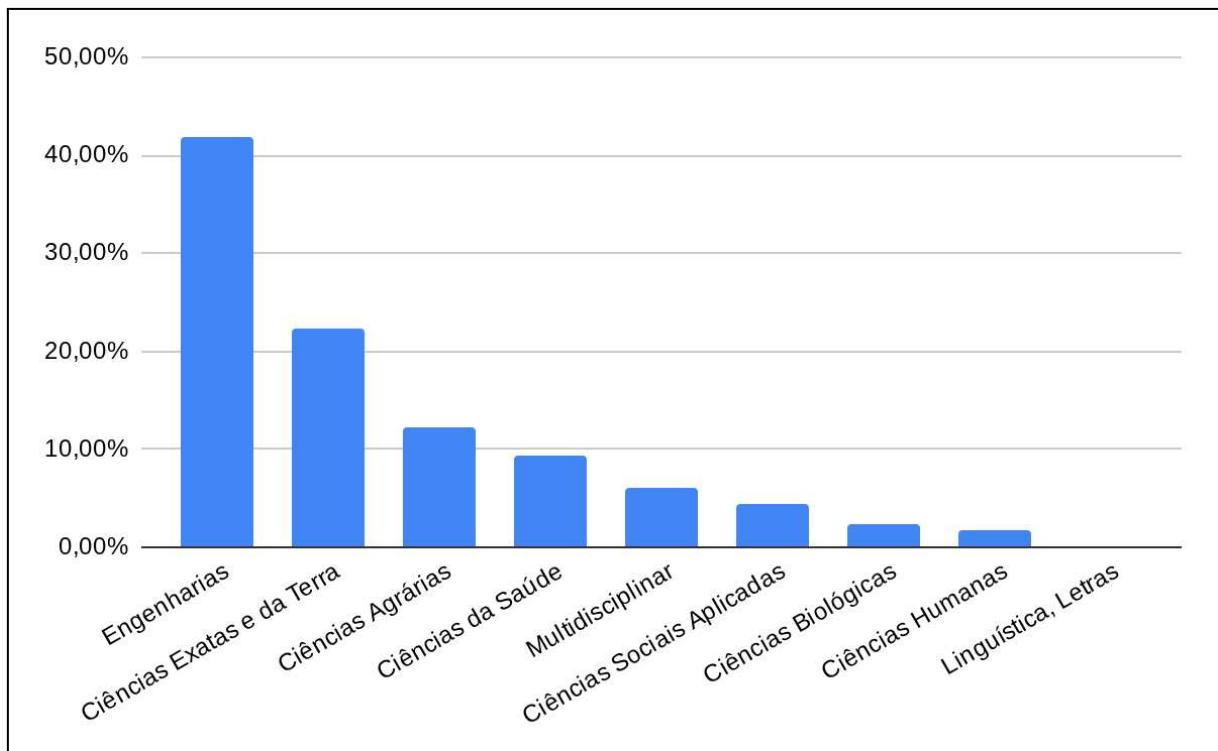
Nesta pesquisa, a metodologia das RNAs será utilizada com o objetivo de prever doenças, especificamente os casos de dengue. Convém frisar que os elementos propostos de análise na pesquisa são relacionados à climatologia, que é

---

<sup>17</sup> Deep Learning (ou aprendizado profundo) é uma área dentro do campo de Inteligência Artificial (IA) que se concentra no uso de redes neurais artificiais para modelar e resolver problemas complexos, como reconhecimento de padrões, classificação de dados, tradução de idiomas, e até mesmo previsão de eventos futuros (MANNING, 2015).

uma subárea da Geografia, inserida dentro das Ciências Humanas. Desse modo, a figura a seguir mostra o quanto essa metodologia é utilizada nas diferentes áreas do conhecimento.

Gráfico 12 - Artigos publicados em RNAs por áreas do conhecimento.



Fonte: Autor, 2025.

A figura acima foi elaborada com base no percentual de artigos por área em uma busca na plataforma Scielo com o termo neural network em 2025. Verifica-se que as Ciências Humanas são a penúltima área do conhecimento no que se refere à utilização dessa metodologia. Em um total de 1.658 artigos, foram encontrados 370 artigos nas áreas de Ciências Exatas e da Terra, o que representa 22% e a Engenharia foi a área com mais artigos relacionados, com 694, ou seja, 42%. Portanto, esses fatos mostram o ineditismo da presente pesquisa e sua relevância para as Ciências Humanas.

Desse modo, a importância das RNAs no desenvolvimento científico é a capacidade de aprender a partir de dados e melhorar a própria performance por meio do aprendizado (FREITAS ET AL., 2022).

Diante do exposto, muitos trabalhos foram desenvolvidos utilizando as redes neurais e suas derivações, por exemplo, Doni e Sasipraba (2020) fizeram uma

previsão de casos de dengue na Índia baseados no modelo LSTM-RNN (redes de memória de longo prazo). É uma variável da rede neural recorrente, que permite a expansão da capacidade de memória para acomodar outros elementos.

Nessa pesquisa, os fatores considerados no método de predição foram as condições climáticas, como temperatura e dados pluviométricos, como umidade e a população considerada para o período entre 2014 e 2019. O nível de precisão na previsão da epidemia foi superior a 89% para infecção e 81% para óbito. As etapas envolvidas na construção das redes neurais consistiram em treinamento, teste e validação do conjunto de dados, treinamento do modelo, previsão dos dados e validação do modelo (DONI E SASIPRABA, 2020).

Conforme os citados autores, o modelo apresentou um nível de precisão de 89% em casos de dengue e 81% em casos de mortes por dengue, com base no treinamento. Dessa forma, embora o nível de predição não tenha sido superior a 95%, verificou-se que a probabilidade de infecção por dengue tende a aumentar a cada ano e pode ser usada como um sinal de alerta para que os órgãos públicos tomem medidas necessárias para controle da doença (Idem).

Ramadona et. al. (2016) publicaram um estudo sobre a previsão de surtos de dengue com base em dados de vigilância de doenças e em dados meteorológicos de Yogyakarta, Indonésia. Neste estudo, o melhor modelo para previsão da dengue foi identificado pela combinação de dados meteorológicos e de vigilância como variáveis preditoras. Assim, foi comprovado que a temperatura e a precipitação estão associadas à incidência de dengue e à transmissão epidêmica.

Os autores afirmaram que a relação entre o clima e a transmissão da dengue demonstrou uma relação que se estabelece com até quatro meses de atraso e evidenciou também que o risco de surto após um pico diminui após esse episódio. A explicação que os pesquisadores forneceram foi que, devido à imunidade adquirida após o surto, a transmissão pode cessar temporariamente.

Contudo, além dessa explicação, existe um fator externo como o fenômeno El Niño, que consiste no aquecimento da temperatura do Oceano Pacífico. Os impactos desse evento são: longevidade do vetor, dispersão, oviposição e replicação mais rápida ou não do vírus (RAMADONA ET. AL., 2016).

O estudo dos autores mostrou que a temperatura com três meses de antecedência e a precipitação com dois e três meses de antecedência são os melhores indicadores de predição para o padrão de transmissão da dengue no

município de Yogyakarta (Indonésia). Em contrapartida, a umidade do ar não se mostrou uma variável preditiva na distribuição espacial e temporal da dengue. O modelo previu casos de dengue com até dois meses de antecedência e demonstrou uma capacidade de diferenciar meses com transmissão epidêmica e não epidêmica nos dados de treinamento e teste. Desse modo, o modelo permitiu prever surtos com até dois meses de antecedência, com 89% de sensibilidade e 81% de especificidade no período de validação (2011–2013).

Ramadona *et. al.* (2016) afirmam que o desenvolvimento de um sistema de alerta precoce é um meio de se beneficiar das previsões, uma vez que uma das principais razões para o menor sucesso do controle de vetores está relacionada à gestão inadequada e reativa.

Já Zhao *et. al.* (2020) compararam a eficácia de dois métodos de aprendizado de máquina, a saber, Florestas Aleatórias (Random Forest) e Redes Neurais Artificiais (Artificial Neural Networks, ANN). O intuito do estudo era prever, por semanas, os casos de dengue na Colômbia, com uma estimativa de até 12 semanas.

É interessante frisar que a metodologia da pesquisa trouxe uma variável importante: dados socioeconômicos, por exemplo, população, índice de Gini, cobertura educacional. Além disso, trouxe dados da vigilância epidemiológica e dados ambientais, como índice de vegetação, temperatura e precipitação. Ressalta-se que os dados históricos foram das 12 semanas anteriores à predição.

Alguns resultados da pesquisa foram que o Random Forest nacional obteve melhor desempenho em relação ao ARIMA e Random Forest local. Da mesma forma, o Random Forest nacional teve previsões mais precisas de curto e médio prazo comparado ao ANN nacional. Destaca-se também que os dados meteorológicos e ambientais tiveram sua relevância para previsões de curto prazo, como 1 a 3 semanas. Ao passo que a variável socioeconômica se mostrou eficiente em previsões acima de 6 semanas (ZHAO ET. AL., 2020).

Nesse sentido, através desse estudo, se confirma que a integração entre variáveis ambientais e sociais é fundamental para uma previsão mais precisa, pois, conforme os resultados, a inclusão de dados sociais melhora a acurácia das previsões em longo prazo.

Corroborando com os autores citados, Panja *et. al.* (2023) propuseram um modelo preditivo que relaciona as variáveis climáticas, principalmente a precipitação,

à previsão de dengue. A pesquisa foi realizada em três cidades com aspectos climáticos diferentes: San Juan (Porto Rico), Iquitos (Peru) e Ahmedabad (Índia). O modelo utilizado foi o Ensemble Wavelet Neural Network with Exogenous Factors (XEWNet) com redes neurais autorregressivas (ARRNNs). Os dados estatísticos levados em consideração foram: estacionaridade, sazonalidade, linearidade, normalidade, dependência de longo prazo e a causalidade com a precipitação.

Como resultado, as três cidades apresentaram menos erros nas previsões em curto (26 semanas) e longo prazo (52 semanas). A validação estatística teve significância de 95%. Portanto, a inserção de dados climáticos mostra-se de suma relevância para a predição dos modelos. Assim, o modelo XEWNet ratifica a importância das variáveis climáticas na previsão da dengue e dos surtos da doença, sendo uma ferramenta útil para as autoridades de saúde.

Shaikh *et al.* (2023) propuseram um modelo que conecta três técnicas de inteligência artificial, a saber: redes neurais convolucionais (CNN), redes neurais artificiais (ANN) e máquinas de vetores de suporte (SVM). O diferencial dessa pesquisa foi que antes da previsão, os autores fizeram uma limpeza e seleção automática das informações, como temperatura, precipitação e umidade; para tal, utilizaram um algoritmo chamado NC-DEFO. Vale ressaltar que o programa faz recomendações de acordo com as previsões, por exemplo, utilização de medicamentos para aumentar a imunidade.

Ismail *et al.* (2022) fizeram uma pesquisa na Malásia para analisar a praticidade de modelos de previsão de surtos de dengue. No estudo foram coletados dados semanais durante 81 semanas, com variáveis epidemiológicas, entomológicas e ambientais para as áreas de Selayang e Bandar Baru Bangi.

Os três métodos utilizados foram Redes Neurais Artificiais (RNA), Máquina de Vetores de Suporte (MVS) e Floresta Aleatória. Ismail *et. al.* (2022) explicam que o RNA adota os algoritmos do Perceptron Multicamadas, relacionados ao método de retropropagação. Já a Máquina de Vetores de Suporte (SVM) usa a regressão com um kernel polinomial. A Floresta Aleatória, por sua vez, é baseada em múltiplas árvores de decisão. Ressalta-se que todos esses métodos foram conduzidos pelo WEKA, que é um software de código aberto para mineração de dados e aprendizado de máquina. Como resultado da pesquisa, constatou-se que a Floresta Aleatória foi a mais adequada para prever o surto de dengue na Malásia com 95% de precisão ao usar os 3 fatores.

Um estudo desenvolvido por Lee *et al.* (2016) enfocaram a aplicação de um modelo de rede neural artificial - Artificial Neural Network (ANN) para a predição de mosquitos, de uma forma geral, em áreas urbanas de Yeongdeungpo-gu, Seul, Coreia do Sul. Na metodologia do trabalho, os pesquisadores compararam o ANN com o modelo de regressão linear múltipla (MLR), utilizando dados meteorológicos, como temperatura, vento, umidade e precipitação. Os resultados mostraram que o modelo ANN e MLR tiveram desempenho semelhante no tocante ao coeficiente de relação e erro quadrático médio, no entanto, o ANN apresentou capacidade superior na predição da abundância de mosquitos.

Os supracitados autores concluíram que a umidade, a temperatura e a velocidade do vento foram as variáveis mais relevantes na previsão dos mosquitos. Vale ressaltar que os pesquisadores destacaram a necessidade de futuras investigações, incluindo a consideração de atrasos temporais, para tornar o modelo mais eficiente.

Já Yang (2020) apresentou uma análise sobre a aplicação de redes neurais artificiais, rede neural de retropropagação (BP neural network) e a rede neural de memória de longo curto prazo (LSTM), para prever a tendência de epidemia da COVID-19 em Wuhan na China e também na Coreia do Sul. Embora o estudo não tenha abordado diretamente a predição de casos de dengue, ele demonstra a aplicabilidade das redes neurais artificiais em cenários epidemiológicos. Os modelos foram treinados com 70% dos dados disponíveis e testados com os 30% restantes. Os resultados indicaram alta acurácia na previsão, embora os autores reconheçam lacunas que podem ser preenchidas em pesquisas futuras, incluindo a incorporação de variáveis relacionadas a fatores humanos, institucionais e ambientais, capazes de influenciar o comportamento da epidemia.

No Brasil, Mittelmann e Soares (2017) desenvolveram um estudo em Guarulhos, São Paulo, com o objetivo de elaborar modelos de previsão da incidência de dengue no município por meio de RNA. A proposta do estudo foi utilizar a previsão como instrumento para ações preventivas mais eficazes e para a organização dos recursos de saúde. As redes aplicadas foram: Multilayer Perceptron (MLP), Nonlinear Auto-Regressive with Exogenous Inputs (NARX).

Os autores utilizaram dados meteorológicos, como precipitação, temperatura média e umidade relativa, bem como dados de casos de dengue, no período de janeiro de 2009 a novembro de 2014. Os pesquisadores chegaram à

conclusão que a rede MP obteve melhores resultados, o que sugeriu que o histórico de casos dengue possui maior poder preditivo do que as variáveis climáticas isoladamente.

Nesse contexto, Araújo (2012) investigou a relação entre clima e dengue na Paraíba, analisando quatro cidades: João Pessoa, Campina Grande, Patos e Sousa. Foram utilizados modelos matemáticos e estatísticos - mIRD, SARIMA, Holt-Winters e RNAs - para prever o risco de epidemia e o número de casos de dengue.

Os resultados observados do estudo acima demonstraram que as características do inseto foram diferentes entre as cidades e houve forte relação entre a ocorrência do vetor da dengue com os dados climáticos analisados, principalmente, a temperatura. Os dados da RNA demonstraram um resultado confiável para previsão de casos de dengue do mês subsequente à série histórica da pesquisa.

Strini (2006) fez uma pesquisa em Ribeirão Preto, São Paulo, com o objetivo de desenvolver um sistema preditivo de casos de dengue baseado em RNAs, observando os padrões temporais de propagação da doença e os fatores de influência, como a temperatura do ar. Para esta finalidade, utilizou a arquitetura RNA do tipo Multilayer Perceptron (MLP) e as variáveis foram o número de casos mensais de dengue (2000 a 2005), a temperatura média mensal e o sorotipo do vírus circulante em alguns testes. Os dados foram divididos em 75% para treinamento e 25% para teste.

Os resultados do trabalho acima foram que os melhores dados se concentraram nos três meses consecutivos de casos anteriores; redes com 25 neurônios na camada oculta tiveram desempenho superior e a inserção de temperaturas médias mensais e índice do mês como variáveis adicionais melhorou a precisão das previsões. Assim, conseguiu prever o comportamento das séries temporais da dengue, por exemplo, o aumento dos casos entre fevereiro e abril.

Portanto, diferentemente de Mittelmann e Soares (2017), Strini (2006) entende que não apenas o histórico de casos de dengue é importante para a previsão, mas as variáveis climáticas também são essenciais.

Mattioli et al. (2017) desenvolveram um modelo preditivo de casos de dengue com o uso de uma rede neural Perceptron e implementaram em Python, com o intuito de estimar futuros surtos da doença e orientar medidas preventivas. Os

pesquisadores utilizaram dados do Sistema de Informação de Agravos de Notificação (SINAN) e o treinamento com séries históricas de casos de dengue. O modelo foi considerado simples, no entanto, apresentou previsões próximas aos dados reais, considerando os padrões temporais da dengue, ou seja, apenas a variável dos dados históricos de casos.

Nascimento *et al.* (2017) fizeram um estudo com redes neurais aplicadas aos casos de óbitos de Dengue, automedicação e fatores abióticos em Goiânia, Goiás. A pesquisa teve como objetivo quantificar a contribuição desses fatores para a mortalidade por dengue, com aplicação de modelos computacionais fundamentados em RNAs.

Em relação à metodologia, os autores utilizaram as RNAS com a arquitetura Perceptron Multicamadas (MLP), otimizada pelo Algoritmo de Levenberg-Marquardt, para modelar os dados e correlacionar as variáveis, que foram: precipitação, temperatura média compensada, dias com precipitação mensal, índice de automedicação, notificações de dengue, e a quantidade de óbitos por dengue entre 2005 e 2015. Os dados foram separados em 70% para treinamento, 15% para validação e 15% para teste.

Os resultados da pesquisa acima mostraram que a automedicação e a precipitação pluviométrica têm alta correlação com os óbitos por dengue. Vale ressaltar que foi constatada que a precipitação foi a variável principal. Ao passo que a temperatura média apresentou ser uma variável com médio impacto. Já as notificações de dengue tiveram baixa correlação.

## 5. PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

A abordagem da pesquisa se insere na perspectiva da Geografia da Saúde, que está ancorada na Geografia socioambiental proposta por Mendonça (2001), em que atesta que uma análise socioambiental da área de estudo deve surgir de problemáticas em que situações conflituosas, decorrentes da interação entre sociedade e natureza, revelem desgaste de uma ou de ambas. Assim, é a problemática que vai direcionar o enfoque mais centrado ora na dimensão natural, ora no aspecto social, atentando-se sempre para o fato de que o objetivo primário desses estudos e ações é a busca de soluções do problema, e que estes deverão

ser abordados a partir da interação entre dois segmentos da realidade (MENDONÇA, 2001).

Os geógrafos que estudam a relação do espaço geográfico com a saúde têm buscado compreender a dinâmica das doenças com as condições do clima da cidade e suas particularidades, tais aspectos levam em consideração a infraestrutura urbana, educação e renda (MENDONÇA, 2021).

Ribeiro *et al.* (2017) explicam que diante das novas funções e arranjos que as cidades foram sendo estabelecidas, novos problemas de saúde foram surgindo, como a dengue, pois essa doença se caracteriza como um problema recorrente dos espaços urbanos que provoca transtornos em diferentes setores da sociedade.

Por isso a importância de compreender as variáveis que compõem a área de estudo, a fim de identificar padrões e definir estratégias de atuação eficiente. Ademais, na intenção de prevenir e combater as doenças causadas por arboviroses é que a utilização de modelos estatísticos em análises de séries temporais aplicadas em dados epidemiológicos têm despertado o interesse de pesquisadores como meio de alertar a população sobre possíveis surtos futuros através de programas para prever os casos ao longo do tempo.

Mendonça (2021) afirma que para compreender a dinâmica em que a dengue se insere é fundamental considerar os condicionantes e os determinantes da doença, por exemplo: aspectos ambientais (ecologia do vetor - clima) e sociais (urbanização), a efetividade das políticas públicas e o modo de vida da população.

Assim, a pesquisa foi composta por três etapas: a primeira fase foi um estudo bibliográfico sobre o tema, levantando as hipóteses, principais considerações e comparações da abordagem científica acerca da temática.

A segunda fase foi a tabulação dos dados epidemiológicos (DATASUS), climatológicos (FUNCENAME, INMET, CPTEC/INPE) e socioambientais (IBGE, IPECE entre outros) com suas devidas correlações. Concomitantemente, houve uma caracterização natural e socioeconômica da área de estudo, com pesquisa de campo e registros fotográficos para compreender ações e projetos relacionados à área da saúde e urbanização no município, bem como a aplicação da técnica dos quantis para verificar relações entre os volumes pluviométricos, casos de dengue e fenômenos atmosféricos.

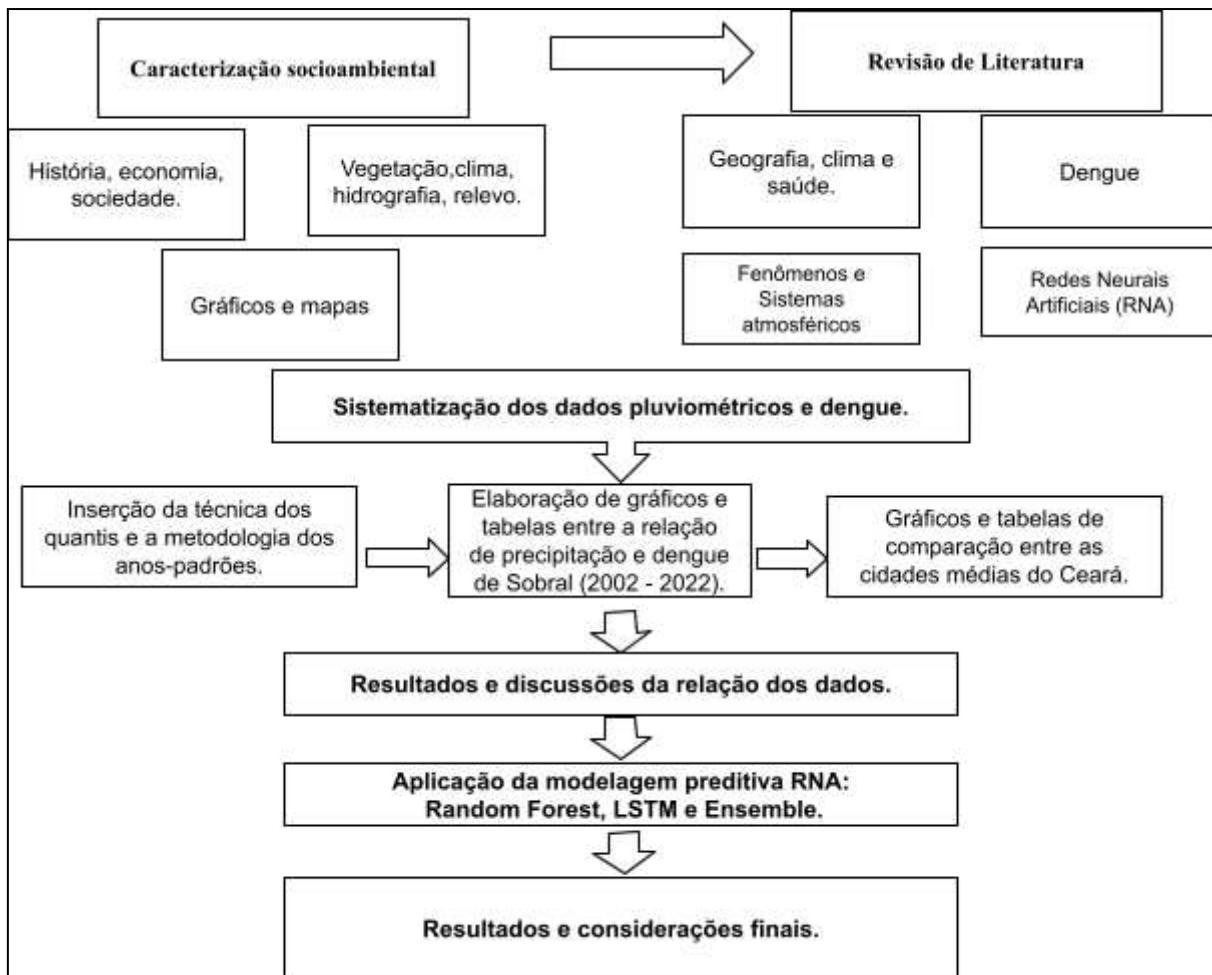
A terceira etapa consistiu na aplicação da modelagem preditiva para os dados epidemiológicos. Utilizou-se a plataforma Google Colaboratory para rodar os dados de arboviroses e climáticos para o município de Sobral, considerando a série temporal da dengue (2002–2022), com aplicação das RNAs: Random Forest, LSTM e Ensemble (uma combinação das duas anteriores)"

Posteriormente, uma análise dos resultados foi feita para verificar o comportamento dos modelos e foram apresentadas as considerações finais: modelo estatístico considerado mais apropriado e as propostas para combate às arboviroses.

Esta pesquisa, portanto, se enquadra na metodologia socioambiental de Mendonça (2001) ao verificar um problema (dengue nas cidades médias do Ceará e sua relação com as chuvas - sistemas atmosféricos, anos-padrões, anomalias da superfície do mar e as condições socioeconômicas) e na proposição de uma solução (prever os períodos mais críticos de casos de dengue para aplicar medidas e recursos de forma eficiente).

O diagrama a seguir mostra um resumo do percurso metodológico.

Figura 21 - Diagrama dos passos metodológicos.



Fonte: Autor, 2023.

### 5.1 Dados

O município da pesquisa foi escolhido por possuir uma população que se enquadra na perspectiva de cidades médias, pela representatividade socioeconômica e espacial dentro do território cearense e pelo significativo casos de dengue nos últimos anos.

Para compor os dados deste estudo foi feito o levantamento de dados estatísticos e geográficos através do Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde do Brasil – DATASUS; da Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos – FUNCEME; do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE; do Instituto de Pesquisa e Estratégia Econômica do Ceará - IPECE, bem como uma pesquisa descritiva dos casos de dengue nos municípios da região.

Os casos de dengue foram levantados a partir das informações do Datasus, considerando as notificações registradas no sistema de informação de

agravos de notificação – Ceará, ano 1º sintomas e mês da notificação, casos prováveis. Foram organizados e sistematizados conforme os municípios da pesquisa.

A caracterização socioeconômica e ambiental foi realizada a partir dos dados do IPECE e IBGE juntamente com artigos científicos nas áreas de estudo.

Os dados pluviométricos foram coletados da FUNCEME, do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), e posteriormente tabulados.

Verificou-se as anomalias da TSM do oceano Pacífico na faixa equatorial através do site <sup>18</sup>Golden Gate weather service. A partir dessas informações, elaborou-se uma tabela para comparar os anos-padrões de precipitação dos municípios com as anomalias do mar na tentativa de analisar possíveis padrões que colaborassem para os resultados da pesquisa.

As informações dos casos de dengue e precipitações foram cruzadas e representadas por gráficos de colunas (precipitação) e linhas (casos de Dengue), com a finalidade de detalhar as comparações para cada município e dos anos (2002 - 2022).

Acrescentou-se aos passos acima com a análise dos fenômenos atmosféricos atuantes no nordeste brasileiro, observando os meses com maiores e menores quantidade de casos de dengue e volume de precipitação.

## **5.2 Técnica dos quantis**

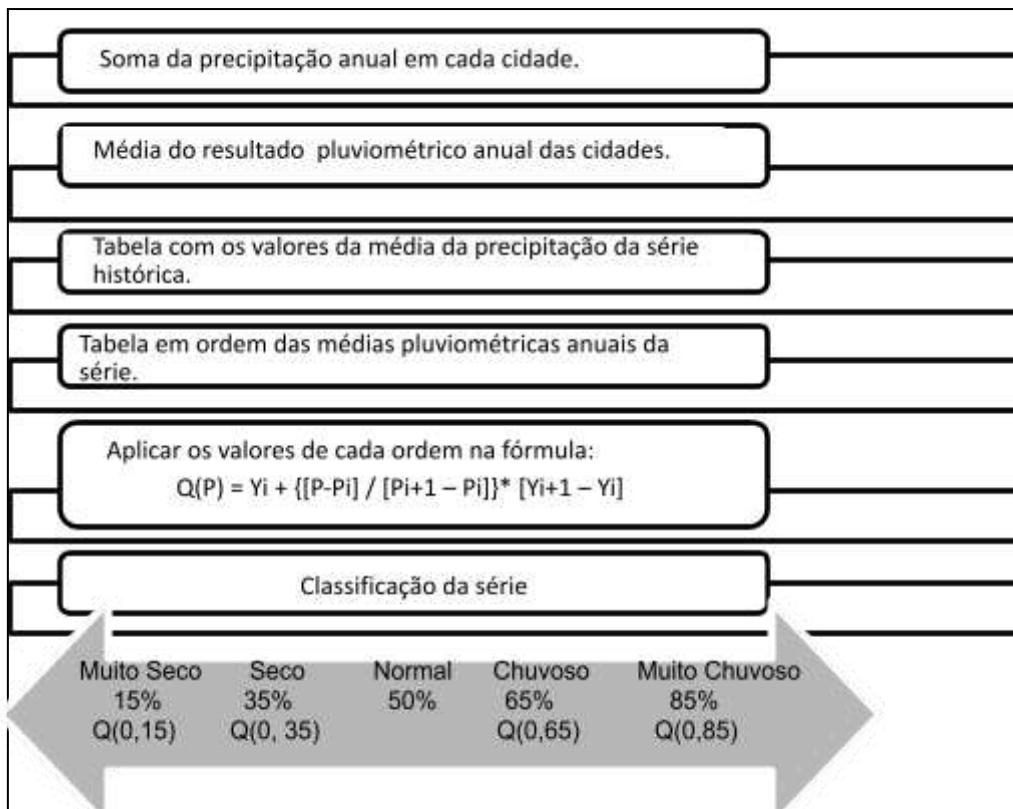
A técnica dos quantis, metodologia de Pinkayan (1966), aplicada no Brasil por Xavier (2004), estabelece a padronização dos anos referentes às precipitações em: muito seco, seco, normal, chuvoso e muito chuvoso, com a utilização da técnica estatística dos quantis. Com base nesse parâmetro, analisou-se o comportamento pluviométrico em uma série histórica de 30 anos (1992-2022) no município.

Os totais pluviométricos acumulados por ano foram ordenados do menor para o maior. Posteriormente, estabeleceram-se os valores dos quantis para determinar as medidas da distribuição da amostra. Por fim, os resultados foram divididos em cinco classes: muito seco, seco, normal, chuvoso e muito chuvoso, representadas pelos quantis Q(0,15), Q(0,35), Q(0,50), Q(0,65) e Q(0,85). - (Cf. Fig. 22).

---

<sup>18</sup><https://ggweather.com/enso/oni.htm>

Figura 22: Fluxograma da aplicação da Técnica dos Quantis.



Fonte: Autor, 2023.

Com o resultado dos anos-padrões dos últimos 30 anos, detalhou-se a análise para os 21 anos da série da pesquisa de cada município (2002-2022) para correlacionar com os casos de dengue e total pluviométrico anual.

### 5.3 Modelagem preditiva através das Redes Neurais Artificiais

A pesquisa foi finalizada com a aplicação da modelagem no Google Colaboratory, que é um ambiente de desenvolvimento online, o qual permite escrever e executar código Python diretamente na nuvem. O ambiente é ideal para aprendizado de máquina, pois permite o treinamento de modelos, a análise dos dados e a exploração de algoritmos.

Figura 23 - Ambiente do Google Colaboratory

```

Analises_dados.ipynb
Ficheiro Editar Ver Inserir Tempo de execução Ferramentas Ajuda
Comandos + Código + Texto Executar tudo
Gemini Partilhar Ligar
[ ] import pandas as pd
[ ] import matplotlib.pyplot as plt
[ ] import seaborn as sns
[ ] from google.colab import drive
[ ] drive.mount('/content/drive')
Drive already mounted at /content/drive; to attempt to forcibly remount, call drive.mount("/content/drive", force_remount=True).
[ ] %cd /content/drive/MyDrive/Projetos/Code_IA_Dengue/
!ls
[ ] /content/drive/MyDrive/Projetos/Code_IA_Marcelo
[ ] 2_importancia_das_variaveis_no_Rand_Forest.ipynb  dados_dengue.xlsx
[ ] 3_Script_com_Feature_Selection.ipynb  dengue_forecast_hibrido.ipynb
Analises_dados.ipynb  ideia
1. Análise de correlação (features x casos de dengue)
[ ] # Carregar os dados (ajuste caminho se necessário)

```

Fonte: Autor, 2025.

Vale ressaltar que a correlação entre fatores climáticos e a incidência de dengue é complexa e não necessariamente linear, pois variáveis como temperatura, precipitação, umidade e pressão atmosférica impactam a existência e proliferação do mosquito transmissor da doença.

Nesse sentido, para uma modelagem eficaz é preciso um conjunto de técnicas capazes de capturar as complexas dinâmicas das variáveis. Portanto, as redes neurais, em especial a arquitetura LSTM e Random Forest contribuem para resultados mais precisos e úteis, como vistos em pesquisas anteriores apresentadas ao longo da pesquisa.

Assim, a arquitetura do modelo consistiu na utilização da RNA LSTM (Long Short-Term Memory) ou Memória de Longo Prazo, que é um tipo de rede neural projetada para lidar com problemas que envolvem variáveis de longo prazo com dados em sequência.

A segunda RNA foi o Random Forest, que é um modelo de aprendizado de máquina que combina os caminhos das variáveis (árvore de decisão) para um resultado final.

E o Ensemble final, que é a combinação dos dois modelos citados acima.

A rede aprende a mapear padrões históricos das variáveis em uma estimativa do número de casos de dengue subsequentes. Por exemplo: modela interações complexas e não lineares entre as variáveis climáticas, adiciona efeitos

defasados (como o impacto da chuva em semanas anteriores) e considera recorrências anuais na série temporal.

É interessante que no processo, a rede se adequa no tocante à relevância da variável em função dos erros entre as previsões e os valores reais de casos de dengue. Portanto, o modelo aprende quais variáveis são mais relevantes na previsão. E foi exatamente isso que aconteceu com os resultados iniciais da pesquisa, que posteriormente foram ajustados.

Iniciou-se a etapa da modelagem com o pré-processamento dos dados, que padronizaram e normalizaram todas as variáveis contínuas (temperatura, precipitação, etc.).

Os dados da série temporal foram de casos de dengue de 01/2002 - 01/2024 com a relação das variáveis climáticas: precipitação normal e observada, desvio padrão, pressão atmosférica, temperatura média, mínima e máxima.

Figura 24 - Dataframe dos dados iniciais

	data	Nornal (mm)	Observado (mm)	Desvio (%)	Temp. média	Temp. mínima	Temp. máxima	Pressão atmosférica média	Casos de dengue
0	2002-01-01	101.3	220.7	117.9	26.30	20.0	36.6	1000.85	26
1	2002-02-01	118.3	36.5	-69.1	26.40	20.1	35.5	1000.69	72
2	2002-03-01	218.7	174.2	-20.3	25.80	20.2	35.2	1000.75	158
3	2002-04-01	208.2	136.6	-34.4	25.60	21.0	33.1	1000.20	128
4	2002-05-01	85.9	72.7	-15.4	25.82	20.4	33.4	1001.39	197

Fonte: Autor, 2025.

Foi escolhido o parâmetro alvo, casos de dengue, e as demais variáveis foram a matriz de entrada do modelo, ou seja, os dados climáticos que serão utilizados para previsão e a variável de saída seriam os casos de dengue previstos.

Após essa etapa, dividiu-se os dados em treino, validação e teste. Essa etapa é crucial para averiguar o desempenho real do modelo. A divisão foi: 64% dos dados para treino (ensinar), 16% para validação (durante o treinamento) e 20% dos dados finais para teste (avaliação final do modelo, para verificar se o modelo aprendeu).

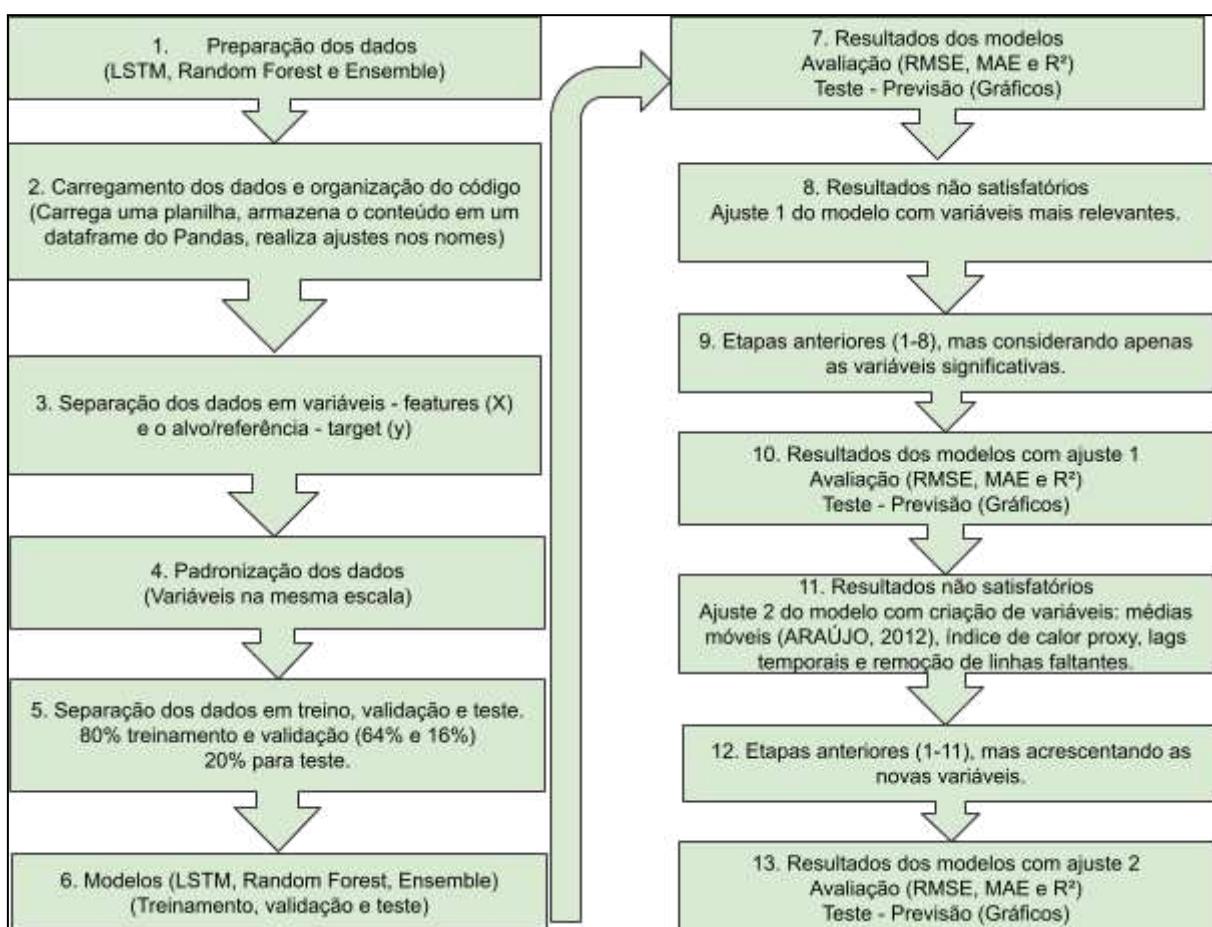
Por conseguinte, foi realizado o treinamento do Random Forest para prever os casos de dengue com base nos dados climáticos.

O próximo passo foi preparar e aplicar os dados para a rede neural LSTM, pois ela precisa aprender com as sequências temporais dos dados para realizar a previsão.

Após, foi aplicada uma técnica chamada ensemble, que consiste na combinação das previsões do Random Forest e da LSTM com o intuito de melhorar a previsão final. O cálculo é uma média simples das últimas previsões com a mesma quantidade de valores dos dois modelos.

Posteriormente aos resultados dos modelos, foi realizada uma avaliação do desempenho de cada. Além disso, ajustes foram necessários para melhorar o desempenho dos modelos.

Figura 25 - Percurso da aplicação da modelagem



Fonte: Autor, 2025.

## 6. APLICAÇÃO DA TÉCNICA DOS QUANTIS (1993 - 2022)

Para uma análise mais acurada, verificou-se o comportamento das precipitações em uma série histórica de 30 anos (1993-2022) conforme os dados da FUNCeme. Essas informações compõem o fundamento da técnica estatística dos quantis, metodologia elaborada por Pinkayan (1996) e Xavier (2001, 2004 e 2007).

Os dados foram ordenados em uma tabela para o estabelecimento dos quantis.<sup>19</sup> A classificação aconteceu em 5 categorias: muito seco, seco, normal, chuvoso e muito chuvoso.

A apresentação das análises será em forma de gráficos e tabelas de cada município, estabelecendo as conexões entre as variáveis, os fenômenos atmosféricos e os anos-padrões.

O quadro a seguir apresenta o ordenamento da série histórica de 30 anos de chuvas no município de Sobral.

Quadro 4 - Sobral: ordenamento da série histórica (1993 - 2022)

ORDEM	ANO	PRECIPITAÇÃO	ORDEM	ANO	PRECIPITAÇÃO	ORDEM	ANO	PRECIPITAÇÃO
1	<b>1993</b>	402,7	11	<b>2003</b>	875,5	21	<b>2013</b>	415,8
2	<b>1994</b>	1281,8	12	<b>2004</b>	936,3	22	<b>2014</b>	444,1
3	<b>1995</b>	889,2	13	<b>2005</b>	350,9	23	<b>2015</b>	285,1
4	<b>1996</b>	879,4	14	<b>2006</b>	618,4	24	<b>2016</b>	443,5
5	<b>1997</b>	422,2	15	<b>2007</b>	570,2	25	<b>2017</b>	695,9
6	<b>1998</b>	331,6	16	<b>2008</b>	651	26	<b>2018</b>	547,9
7	<b>1999</b>	769,6	17	<b>2009</b>	1187,3	27	<b>2019</b>	835,6
8	<b>2000</b>	761,7	18	<b>2010</b>	414,3	28	<b>2020</b>	945,1
9	<b>2001</b>	653,4	19	<b>2011</b>	862,8	29	<b>2021</b>	616,2
10	<b>2002</b>	681,6	20	<b>2012</b>	156,4	30	<b>2022</b>	729,2

Fonte: FUNCeme. Organizado pelo autor, 2025.

Após a primeira tabulação, relacionou-se os dados de acordo com a ordem do volume de chuvas na série histórica.

<sup>19</sup> Os quantis são as medidas de separação para a distribuição das amostras (MONTEIRO et al., 2012).

Quadro 5 - Sobral: classificação dos anos por volume de precipitação (1993 - 2022)

ORDEM	ANO	PRECIPITAÇÃO (mm)	ORDEM	ANO	PRECIPITAÇÃO (mm)	ORDEM	ANO	PRECIPITAÇÃO (mm)
1	2012	156,4	11	2018	547,9	21	1999	769,6
2	2015	285,1	12	2007	570,2	22	2019	835,6
3	1998	331,6	13	2021	616,2	23	2011	862,8
4	2005	350,9	14	2006	618,4	24	2003	875,5
5	1993	402,7	15	2008	651	25	1996	879,4
6	2010	414,3	16	2001	653,4	26	1995	889,2
7	2013	415,8	17	2002	681,6	27	2004	936,3
8	1997	422,2	18	2017	695,9	28	2020	945,1
9	2016	443,5	19	2022	729,2	29	2009	1187,3
10	2014	444,1	20	2000	761,7	30	1994	1281,8

Fonte: FUNCEME. Organizado pelo autor, 2025.

Depois das duas etapas supracitadas, aplicou-se o método dos quantis. A fórmula para obtenção dos resultados é:  $Q(P) = Y_i + \{[P - P_i] / [P_{i+1} - P_i]\} * [Y_i + 1 - Y_j]$ . Assim,  $Q(0,15)=406,76$ ;  $Q(0,35)= 551,25$ ;  $Q(0,50)= 652,20$ ;  $Q(0,65)= 756,83$ ;  $Q(0,85)= 885,77$ . A aplicação do método proporcionou o quadro a seguir:

Quadro 6 - Sobral: aplicação do método dos quantis

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
y (mm)	156,4	285,1	331,6	350,9	402,7	414,3	415,8	422,2	443,5	444,1
Pi = i/ (n+1)	1/31	2/31	3/31	4/31	5/31	6/31	7/31	8/31	9/31	10/31
	0,032	0,065	0,097	0,129	0,161	0,194	0,226	0,258	0,29	0,323
i	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
y (mm)	547,9	570,2	616,2	618,4	651	653,4	681,6	695,9	729,2	761,7
Pi = i/ (n+1)	11/31	12/31	13/31	14/31	15/31	16/31	17/31	1/31	19/31	20/31
	0,355	0,387	0,419	0,452	0,484	0,516	0,548	0,58	0,613	0,645
i	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30

y (mm)	769,6	835,6	862,8	875,5	879,4	889,2	936,3	945,1	1187,3	1281,8
Pi = i/ (n+1)	21/31	22/31	23/31	24/31	25/31	26/31	27/31	28/31	29/31	30/31
	0,677	0,709	0,742	0,774	0,806	0,839	0,871	0,903	0,935	0,968

Fonte: FUNCEME. Organizado pelo autor, 2025.

A classificação dos 30 anos após a aplicação da técnica teve o seguinte resultado:

Quadro 7 - Sobral: caracterização dos anos-padrão (1993 - 2022)

ANO	PRECIP. (mm)	CARACTERIZAÇÃO	ANO	PRECIP. (mm)	CARACTERIZAÇÃO
2012	156,4	MUITO SECO	2001	653,4	NORMAL
2016	285,1	MUITO SECO	2002	681,6	NORMAL
1998	331,6	MUITO SECO	2017	695,9	NORMAL
2005	350,9	MUITO SECO	2022	729,2	NORMAL
1993	402,7	MUITO SECO	2000	761,7	CHUVOSO
2010	414,3	SECO	1999	769,6	CHUVOSO
2013	415,8	SECO	2019	835,6	CHUVOSO
1997	422,2	SECO	2011	862,8	CHUVOSO
2016	443,5	SECO	2003	875,5	CHUVOSO
2014	444,1	SECO	1996	879,4	CHUVOSO
2018	547,9	SECO	1995	889,2	MUITO CHUVOSO
2007	570,2	NORMAL	2004	936,3	MUITO CHUVOSO
2021	616,2	NORMAL	2020	945,1	MUITO CHUVOSO
2006	618,4	NORMAL	2009	1187,3	MUITO CHUVOSO
2008	651	NORMAL	1994	1.281,8	MUITO CHUVOSO

Fonte: FUNCEME. Organizado pelo autor, 2025.

Dos 21 anos da pesquisa (2002 - 2022), 3 anos foram “muito secos”, 5 anos foram “secos”, 4 anos foram “normais”, 5 anos “chuvinhos”, 4 anos “muito chuvosos”. Sendo 2012 o ano mais seco com apenas 156,4mm anual e 2009 como o ano mais chuvoso (1.187,3mm).

## 7. ANÁLISE DESCRIPTIVA DA SÉRIE (2002 - 2022)

Em 2002, Sobral apresentou 1.339 casos de dengue; as notificações se aglomeraram em julho (268), junho (263) e maio (197). As precipitações anuais foram 681,6 mm, o que corresponde a 7,3% abaixo da média. Os meses com maiores volumes de chuvas foram: janeiro (215,4 mm), março (166,9 mm) e abril (139,3 mm).

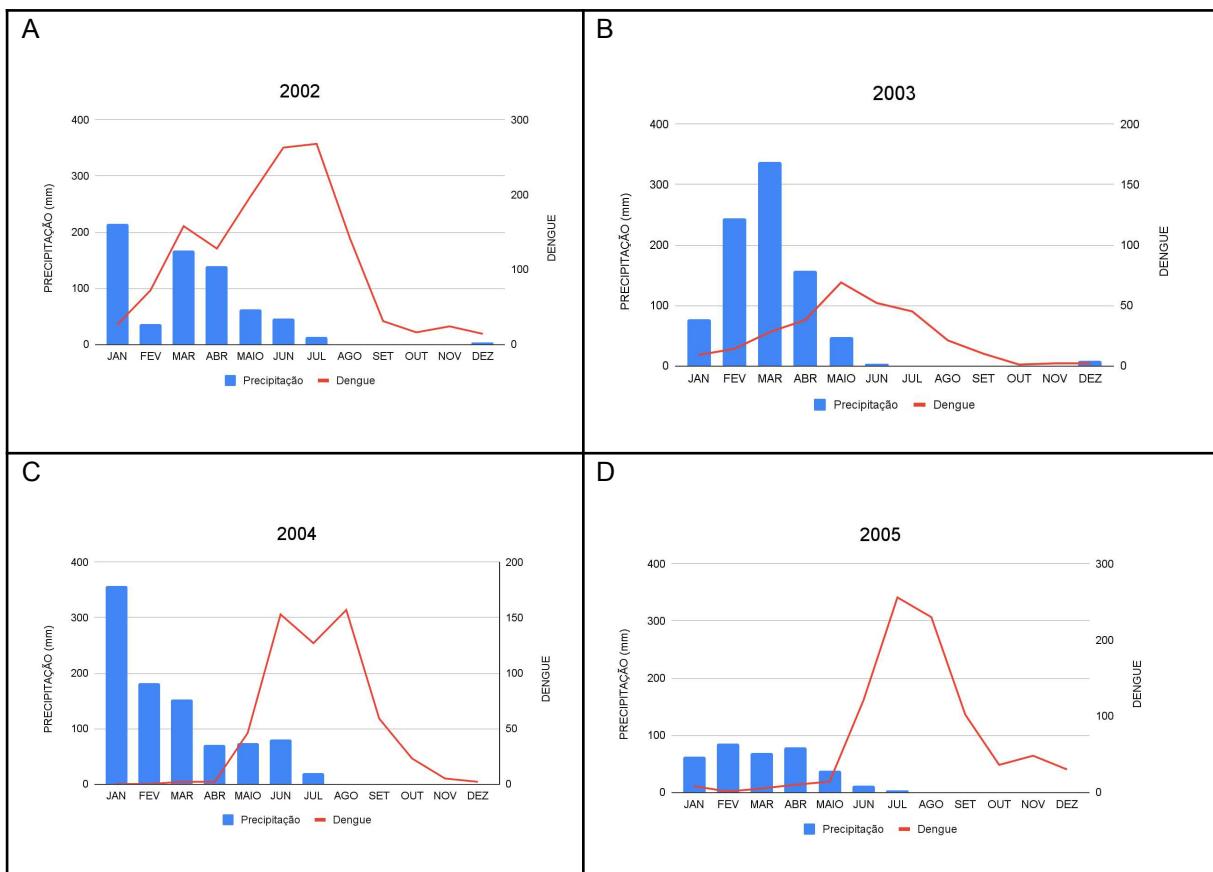
Em 2003, as precipitações anuais foram 875,5 mm e se concentraram de janeiro a maio (863,9 mm), o que equivale a 98% do total pluviométrico. As chuvas foram aproximadamente 20% acima da média. Os casos de dengue mais significativos se concentram de fevereiro a agosto (267 de notificações), ou seja, 90% dos casos se concentraram nesses meses.

Já os casos de dengue mais significativos em 2004 se concentraram de maio a outubro (408 notificações), 70% dos casos anuais, com picos em junho, julho e agosto. Em relação às precipitações, o total de chuvas foi 936,3 mm, isto é, acima da média histórica, com janeiro, fevereiro e maio como os meses mais chuvosos (691,7 mm). Então, mesmo o segundo semestre com apenas 20,2 mm de chuvas (julho), as notificações de dengue se concentraram nesse período.

As precipitações em 2005 foram bem abaixo da média com apenas 350,9 mm anuais, aproximadamente 50% abaixo da média histórica, os meses mais chuvosos foram de janeiro a maio. No tocante aos casos de dengue, o total anual foi de 861 (abaixo da média), concentrados de junho a setembro (709 notificações), aproximadamente 80% dos casos ocorreram nesses meses. Assim, de forma semelhante a 2004, os casos de dengue ocorreram no segundo semestre, enquanto as chuvas no primeiro.

Verifica-se também uma lacuna temporal, ou seja, os casos de dengue tendem a aumentar um ou dois meses após os maiores volumes de precipitação mensal.

Gráfico 13 - Relação entre precipitação (mm) e dengue (2002, 2003, 2004 e 2005).



Fonte: FUNCeme e DATASUS. Elaborado pelo autor, 2025.

O mês mais chuvoso em Sobral foi janeiro (2002 e 2004) e os meses do segundo semestre com mais casos de dengue (julho e agosto). Nesses quatro anos predominaram El Niño (2003, 2005) e sem anomalia (2002, 2004).

Quadro 8 - Sobral - Destaques mensais de 2002, 2003, 2004 e 2005.

Ano	Mês com maior quantidade de precipitação	Mês com maior nº casos de Dengue	Total pluviométrico anual (mm)	Total anual de casos de Dengue	Caracterização	Fenômeno
2002	Janeiro	Julho	681,6	1.339	Normal	Sem Anomalia
2003	Março	Maio	875,5	291	Chuvoso	El Niño
2004	Janeiro	Agosto	936,3	576	Muito chuvoso	Sem Anomalia
2005	Abril	Julho	350,9	861	Muito seco	El Niño

Fonte: FUNCeme e DATASUS. Elaborado pelo autor, 2025.

Em 2006, Sobral apresentou um total pluviométrico de 618 mm, dentro da categoria normal e com a presença do fenômeno La Niña. Observa-se que a maior parte das chuvas ocorreu entre fevereiro e abril (504,3 mm), correspondendo a aproximadamente 80% das precipitações anuais. Os casos de dengue alcançaram 1.388 notificações, tendo o pico no mês de junho (401 casos), contudo, os meses de maio a agosto concentraram 1.237 notificações, equivalentes a 90% dos casos anuais.

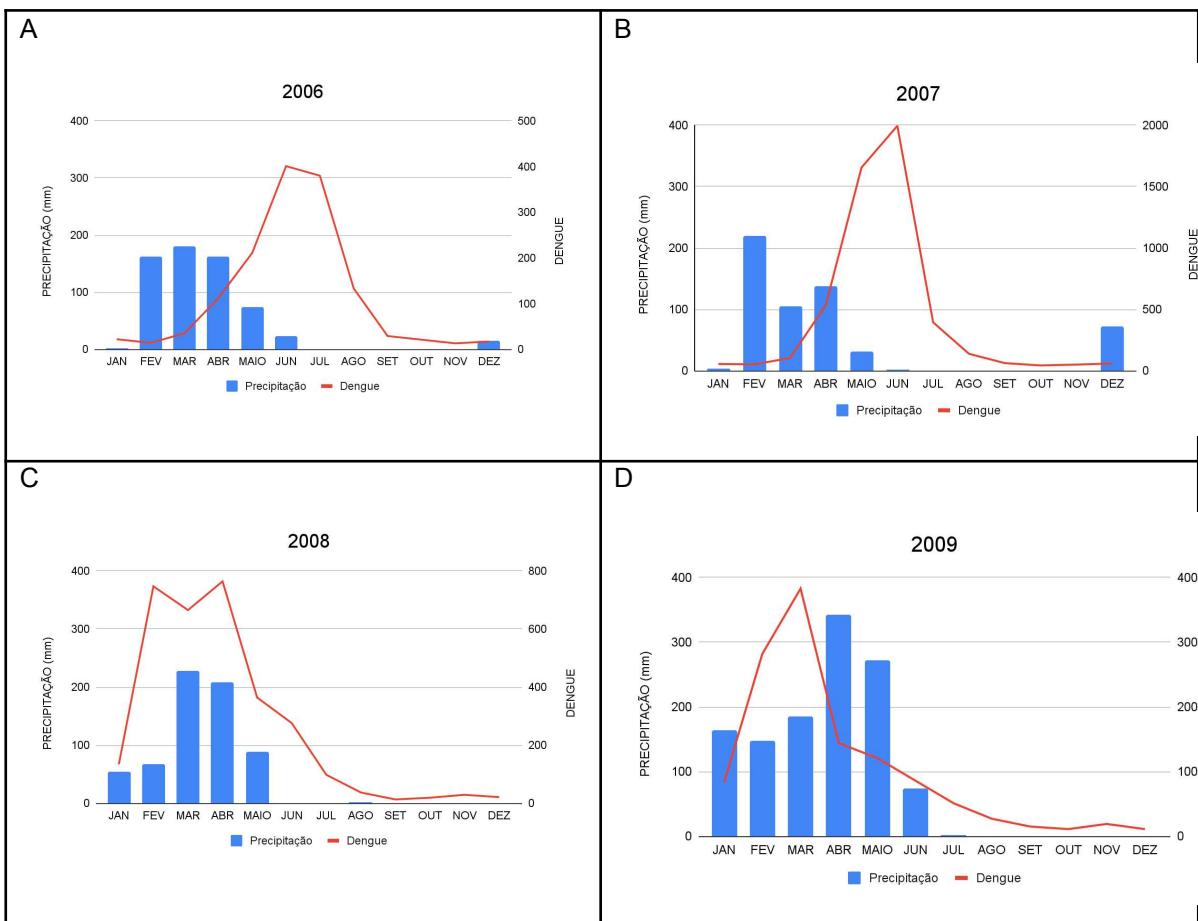
As precipitações em 2007 continuaram dentro da normalidade, totalizando 570,2 mm, cerca de 20% abaixo da média histórica, com atuação do fenômeno El Niño. As chuvas se concentraram em fevereiro, março e abril (461,1 mm), representando 80% do total anual em apenas três meses. Já os casos de dengue registraram a impressionante marca de 5.141 notificações, foi o ano com mais casos da série histórica, tendo maio (1.656 mm) e junho (1.995 mm) com quase 2 mil casos por mês, esses meses foram os picos do ano, que computaram o total de 3.651 notificações em apenas dois meses, isto é, 70% dos casos.

Em 2008, as chuvas se concentraram em março (228,3 mm) e abril (208,3 mm), total de 436,6 mm em dois meses, ou seja, aproximadamente 70% das precipitações do ano ocorreram apenas em março e abril. Nesse ano ocorreu o La Niña e as chuvas dentro da normalidade, mas com 11% abaixo da média histórica. Já a quantidade de casos de dengue se destacaram de janeiro a julho (3.048 notificações), equivalente a 96% dos casos. Foi o segundo ano com mais notificações de dengue de toda a série histórica. Percebe-se dois anos consecutivos com elevadas taxas de dengue (2007 e 2008).

As precipitações em 2009 foram a segunda maior da série histórica da pesquisa, foi categorizado como um ano muito chuvoso com 1.187,3 mm, 60% acima da média. A concentração de chuva ocorreu de janeiro a maio (1.112,3 mm), aproximadamente 95% das precipitações de todo o ano aconteceram até maio. Assim como em 2006 e 2008, o fenômeno atuante foi o La Niña. Em relação aos casos de dengue, o ano de 2009 seguiu o padrão dos anos anteriores com casos acima da média. Foi um total de 1.233 notificações, concentrado de fevereiro a maio (930 casos, isto é, 75 % do ano todo), com pico em março.

Uma observação relevante para o período foi que em 2008 e 2009, os casos de dengue acompanharam o período chuvoso, não houve a lacuna temporal.

Gráfico 14 - Relação entre precipitação (mm) e Dengue (2006, 2007, 2008 e 2009).



Fonte: FUNCEME e DATASUS. Elaborado pelo autor, 2025.

Percebe-se que os meses de março (2006, 2008) e abril (2007, 2009) foram os que apresentaram mais chuvas. Os meses com mais casos de dengue foram junho (2006 e 2007).

Quadro 9 - Destaques mensais de 2006, 2007, 2008 e 2009.

Ano	Mês com maior quantidade de precipitação	Mês com maior nº casos de Dengue	Total pluviométrico anual (mm)	Total anual de casos de Dengue	Caracterização	Fenômeno
2006	Mar	Jun	618,4	1.388	Normal	La Niña
2007	Abr	Jun	570,2	5.141	Normal	El Niño
2008	Mar	Abr	651	3.167	Normal	La Niña
2009	Abr	Mar	1.187,3	1.233	Muito chuvoso	La Niña

Fonte: FUNCEME e DATASUS. Organizado pelo autor, 2025.

As precipitações em 2010 ficaram bem abaixo da média histórica (aproximadamente 40%) com 414,3 mm, considerado um ano seco e com a presença de El Niño. Os meses com maiores volumes de precipitação foram janeiro (104,5 mm), abril (104,3 mm) e dezembro (81,6 mm), totalizando 290,4 mm, o que equivale a 70% das precipitações de todo o ano. Em relação aos casos de dengue, depois de quatro anos consecutivos de notificações acima da média, o ano de 2010 apresentou casos abaixo com 103 notificações, tendo os meses do segundo semestre (julho a dezembro) com a concentração dos casos (95), isto é 92% de todo o ano, e novembro como o mês com maior notificação.

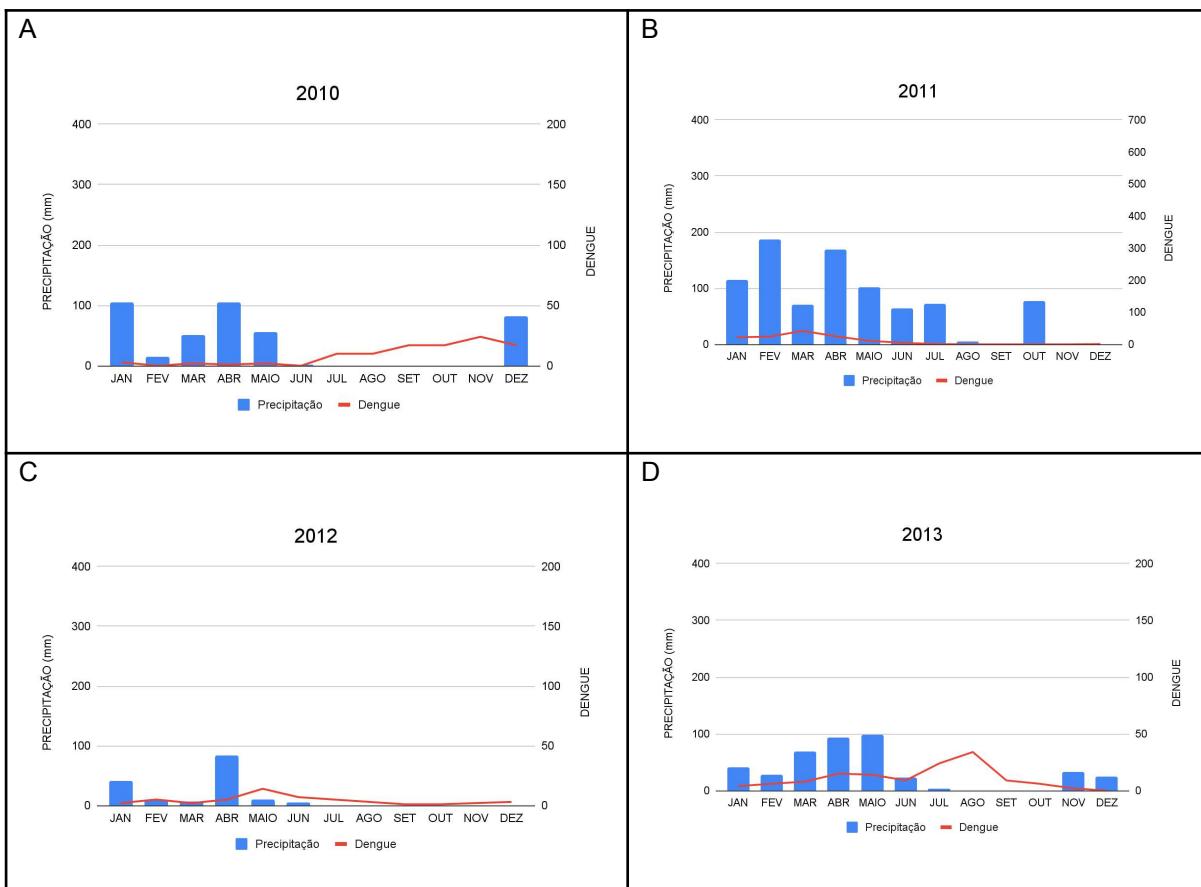
Diferentemente de 2010, as precipitações em 2011 foram as que tiveram maiores volumes (862,8 mm), ou seja, o dobro, se enquadrou na categoria chuvoso e 30% acima da média histórica. A concentração de chuva ocorreu de janeiro a maio (643,2 mm), 75% das precipitações de todo o ano. Nesse período teve a atuação da La Niña. Os casos de dengue se mantiveram abaixo da média com 131 notificações, entretanto, se concentraram no primeiro semestre, com destaque para o mês de março com 42 casos. Os meses de janeiro a maio somados resultam em 113 notificações, ou seja, 86% em apenas 5 meses.

O ano de 2012 foi considerado muito seco com apenas 156,4 mm em todo o ano. O mês mais chuvoso foi abril com 83,9 mm, ou seja, metade do volume pluviométrico ocorreu apenas em abril. Para efeitos comparativos, o mês de abril de 2011 teve maior volume de chuva do que todo o ano de 2012. No tocante aos casos de dengue, ocorreram poucos casos (50), sendo 14 no mês de maio.

As chuvas em 2013 também ficaram abaixo da média (415,8 mm), seguindo o padrão de 2010 e 2012. Os meses de abril e maio tiveram os maiores volumes pluviométricos, juntos totalizaram 192,3 mm, isto é, 46% do volume anual das chuvas. Foi categorizado como um ano seco e sem a presença de anomalias do Oceano Pacífico. Em relação às notificações de dengue, o ano de 2013 seguiu a tendência de casos abaixo da média desde 2010, porém, com julho (24) e agosto (34) como os meses com mais incidência da doença.

De 2010 a 2013 houve pouco volume pluviométrico e poucos casos de dengue, como se vê nos gráficos abaixo.

Gráfico 15 - Relação entre precipitação (mm) e dengue (2010, 2011, 2012 e 2013).



Fonte: FUNCEME e DATASUS. Elaborado pelo autor, 2025.

Verifica-se na tabela que os anos de 2010 a 2013, exceto 2011, todos os anos foram de chuvas abaixo da média (seco, muito seco e seco), com a presença de El Niño, La Niña e sem anomalia, respectivamente. Nota-se também que não houve um padrão definido nos meses com maiores precipitações e nos meses com maior número de casos de dengue. Ressalta-se que 2010 e 2013 apresentaram meses do segundo semestre (novembro e agosto) como os que mais tiveram notificações da doença, dado que, no contexto cearense, não é comum, já que normalmente os casos se concentram no período chuvoso, de fevereiro a maio).

Quadro 10 - Destaques mensais de 2010, 2011, 2012 e 2013.

Ano	Mês com maior quantidade de precipitação	Mês com maior nº casos de Dengue	Total pluviométrico anual (mm)	Total anual de casos de Dengue	Caracterização	Fenômeno
2010	Jan	Nov	414,3	103	Seco	El Niño
2011	Fev	Mar	862,8	131	Chuvoso	La Niña
2012	Abr	Maio	156,4	50	Muito seco	La Niña
2013	Maio	Ago	415,8	131	Seco	Sem anomalia

Fonte: FUNCEME e DATASUS. Organizado pelo autor, 2025.

O volume de chuvas no ano de 2014 em Sobral seguiu a tendência desde o ano de 2010: chuvas abaixo da média, com 444,1 mm, janeiro (117,6 mm), março (108,9 mm) e abril (104,0 mm) apresentaram os maiores registros mensais. Já o mês de julho foi o período de pico para as notificações de dengue, com 209 casos, o que significa 45% do total de casos anuais. O ano de 2014 foi categorizado como seco e sem a presença de anomalias no Oceano Pacífico.

O ano de 2015 seguiu a mesma tendência dos últimos 5 anos, com chuvas abaixo da média histórica (-50%). Considerado muito seco e com a presença do El Niño. As precipitações foram mais expressivas em março (113,7 mm). Entretanto, os casos de dengue ficaram acima da média (1.575), sendo que o período com maior número de notificações ocorreu de maio a novembro, correspondente ao final do período chuvoso e ao segundo semestre.

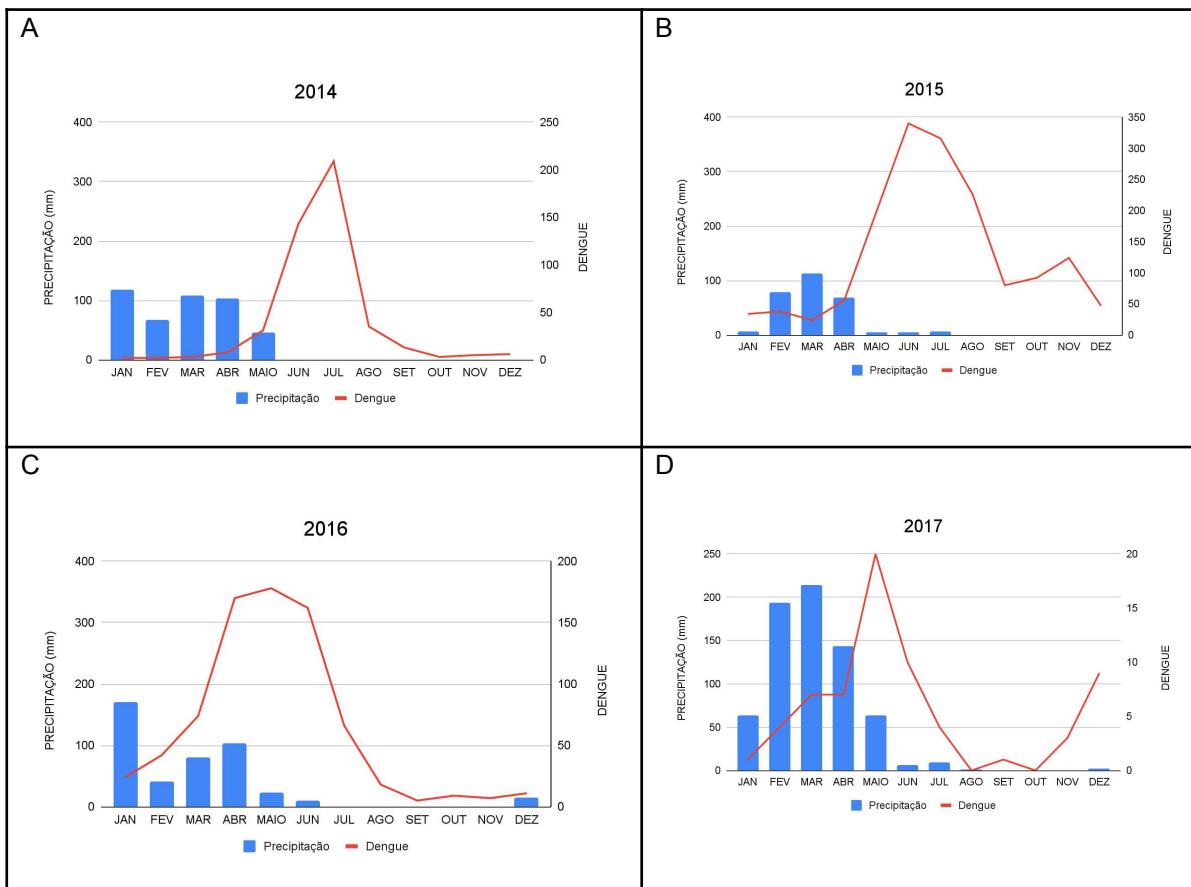
Observa-se pelos dados que o padrão seco dos anos anteriores se manteve em 2016 e com a presença do El Niño, o total pluviométrico anual atingiu 443,5 mm, com janeiro (169,8 mm) e abril (104,1 mm) como os meses mais chuvosos. Os casos de dengue caíram bastante em relação ao ano anterior, o registro foi de 766 notificações, portanto, abaixo da média, o pico foi em abril (170), maio (178) e junho (162), ou seja, 510 notificações nos três meses, equivalente a 66% dos casos anuais.

Já em 2017 as precipitações (695,9 mm) ficaram dentro da normalidade, conforme a caracterização dos quantis, ficando ligeiramente abaixo da média

histórica (-5%), de acordo com os dados da FUNCEME. Foi um ano com a atuação do La Niña. Em relação aos casos de dengue, verificou-se uma queda acentuada dos casos (66) em comparação aos últimos dois anos, que tiveram 1.575 e 766 notificações, respectivamente. O mês de maio obteve a maior quantidade de casos (20).

Convém frisar o padrão de defasagem temporal da relação entre precipitação e casos de dengue, uma vez que as notificações da doença aumentaram geralmente um ou dois meses após os meses com maiores volumes pluviométricos.

Gráfico 16 - Relação entre precipitação (mm) e dengue (2014, 2015, 2016 e 2017).



Fonte: FUNCEME e DATASUS. Elaborado pelo autor, 2025.

Nota-se, através da tabela, que os anos secos (2014 e 2016) tiveram janeiro como o mês de maiores volumes pluviométricos, já os anos de 2015 e 2017 tiveram março como mês mais chuvoso. Observa-se que desde 2010 as precipitações estão dentro ou abaixo do normal. Logo, foram anos de sequidão no município. No tocante aos casos de dengue, 2015 e 2016 apresentaram maior

quantidade de notificações, foram anos com a atuação do El Niño, categorizados como muito seco e seco, respectivamente.

Quadro 11 - Destaques mensais de 2014, 2015, 2016 e 2017.

Ano	Mês com maior quantidade de precipitação	Mês com maior nº casos de Dengue	Total pluviométrico anual (mm)	Total anual de casos de Dengue	Caracterização	Fenômeno
2014	Jan	Jul	444,1	460	Seco	Sem anomalia
2015	Mar	Jun	285,1	1.575	Muito seco	El Niño
2016	Jan	Maio	443,5	766	Seco	El Niño
2017	Mar	Maio	695,9	66	Normal	La Niña

Fonte: FUNCeme e DATASUS. Elaborado pelo autor, 2025.

O ano de 2018 foi categorizado como seco (547,9 mm), seguindo a mesma tendência dos anos anteriores. Os meses de fevereiro (162,7 mm), março (110,4 mm) e abril (141,5 mm) foram os mais chuvosos e representaram 75% do total pluviométrico anual. Apenas 9 casos de dengue foram notificados em 2018, sendo o ano com o menor número de notificações dentro da série histórica. Vale ressaltar que em 2015 foi um ano muito seco e apresentou mais de mil casos e o ano de 2018 foi seco, mas os casos foram bem abaixo da média. Ou seja, anos com caracterização pluviométrica semelhantes (fevereiro-abril com maiores volumes pluviométricos), porém com resultados bem discrepantes nos casos de dengue. Algumas possibilidades para essa diferença podem ser a entrada de novas variantes e sorotipos, que impactam na imunização das pessoas, além das condições socioeconômicas, como moradias e infestação predial.

Depois de um período longo de seca (2010-2018), o ano de 2019 apresentou chuvas (835,6 mm) acima da média, com caracterização “chuvoso”, tendo os meses de fevereiro a maio com as maiores concentrações de chuvas (736,4 mm), o que representa 88% das precipitações de todo o ano. Os casos de dengue ficaram abaixo da média, com 44 notificações, sendo agosto o mês com maior incidência.

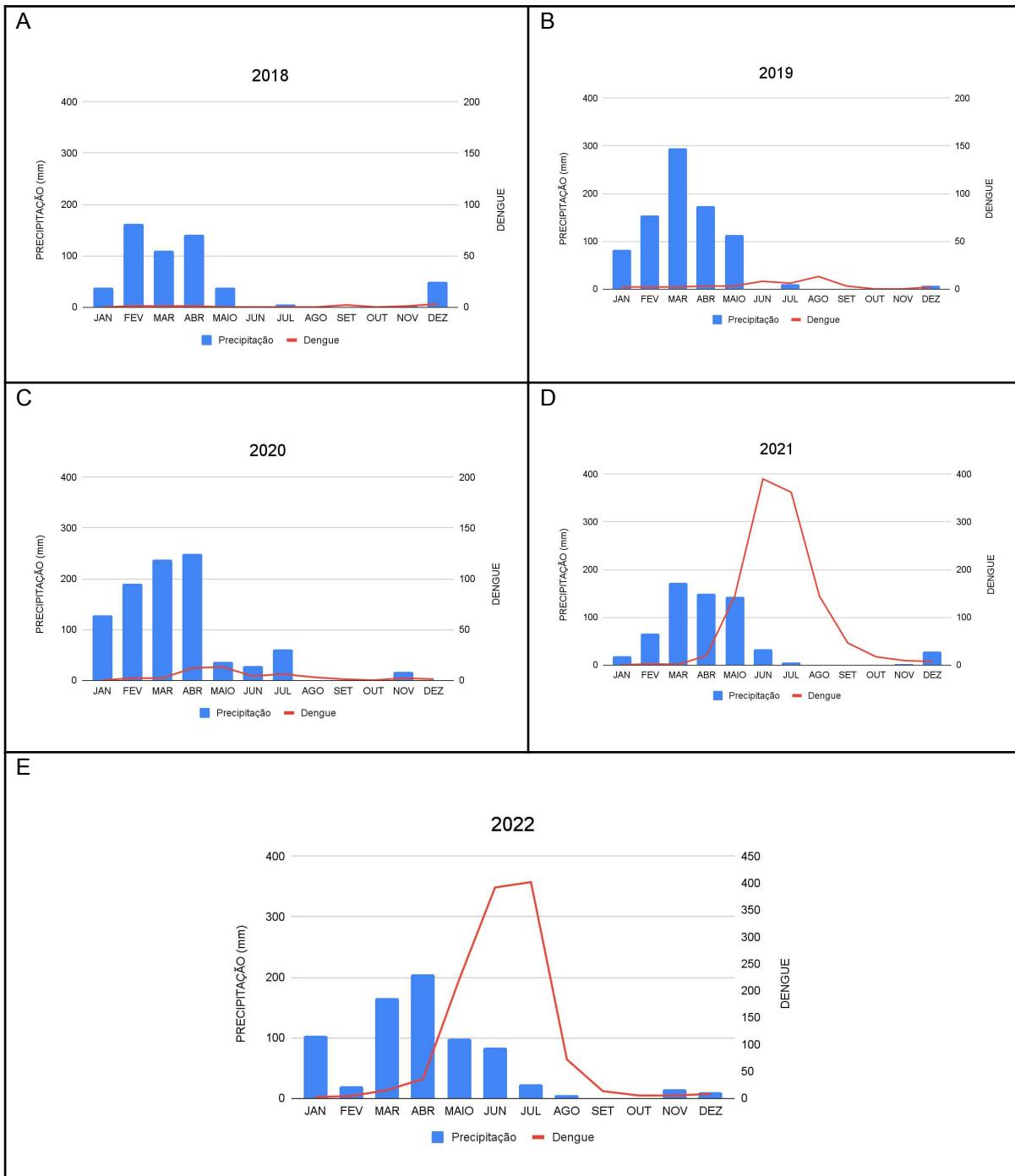
O ano de 2020, apesar da atuação do El Niño, foi classificado como “muito chuvoso”, a precipitação anual foi de 945,1 mm (acima da média histórica). Os meses mais chuvosos foram fevereiro (736,4 mm), março (294,6 mm), abril (174,1 mm) e maio (113,6 mm), totalizando 736,4 mm, o que representa 77% das chuvas de todo o ano. Já os registros de casos de dengue seguiram a tendência do ano anterior, registrando 46 notificações, sendo 12 em abril e 13 em maio.

Em 2021, o padrão de chuvas foi classificado dentro da normalidade com 616,2 mm. Os meses com maiores precipitações foram março (172,1 mm), abril (149,8 mm) e maio (142 mm); o total dos três meses foi 463,9 mm, equivalente a 75% de todo o ano. No entanto, os casos de dengue aumentaram vertiginosamente em comparação com os últimos anos, uma vez que desde 2017 os casos estavam bem abaixo da média, mas em 2021 foram registrados 1.141 casos da doença; maio (144), junho (390), julho (362) e agosto (144) foram os meses com mais notificações, o que resultou em 1.040 casos nesses 4 meses, isto é, 90% dos casos se concentraram nesse período.

Assim como em 2020, o ano de 2021 foi categorizado como normal e com a presença do La Niña. O total pluviométrico foi 729,2 mm; abril teve destaque, pois registrou um volume de 205,7 mm no mês, o que equivale a quase 30% das chuvas anuais em um único mês. O mesmo padrão pluviométrico dos dois últimos anos se seguiu nos casos de dengue, pois foram registrados 1.174 casos, com maio (220), junho (392), julho (402) e agosto (72) como os meses com mais incidência da doença (1.086), o que representa 92% dos casos anuais. Portanto, os anos de 2021 e 2022 apresentaram um padrão pluviométrico e de casos de dengue: chuvas dentro da normalidade, presença do La Niña, casos bem acima da média, com 90% dos registros entre os meses de maio, junho, julho e agosto.

O destaque para os gráficos são 2021 e 2022 com picos acentuados de casos de dengue após um ou dois meses dos principais meses com maior precipitação em Sobral.

Gráfico 17 - Relação entre precipitação (mm) e Dengue (2018, 2019, 2020, 2021 e 2022).



Fonte: FUNCEME e DATASUS. Elaborado pelo autor, 2025.

Nota-se pela tabela que os meses de março e abril se destacaram como os meses mais chuvosos de 2019 a 2022. E os meses do final da quadra chuvosa ou do segundo semestre foram os que apresentaram mais incidência da doença.

Quadro 12 - Destaques mensais de 2018, 2019, 2020, 2021 e 2022.

Ano	Mês com maior quantidade de precipitação	Mês com maior nº casos de Dengue	Total pluviométrico anual (mm)	Total anual de casos de Dengue	Caracterização	Fenômeno
2018	Fev	Dez	547,9	9	Seco	La Niña
2019	Mar	Ago	835,6	44	Chuvoso	El Niño
2020	Abr	Maio	945,1	46	Muito chuvoso	Sem anomalia
2021	Mar	Jun	616,2	1.141	Normal	La Niña
2022	Abr	Jul	729,2	1.174	Normal	La Niña

Fonte: FUNCeme e DATASUS. Elaborado pelo autor, 2025.

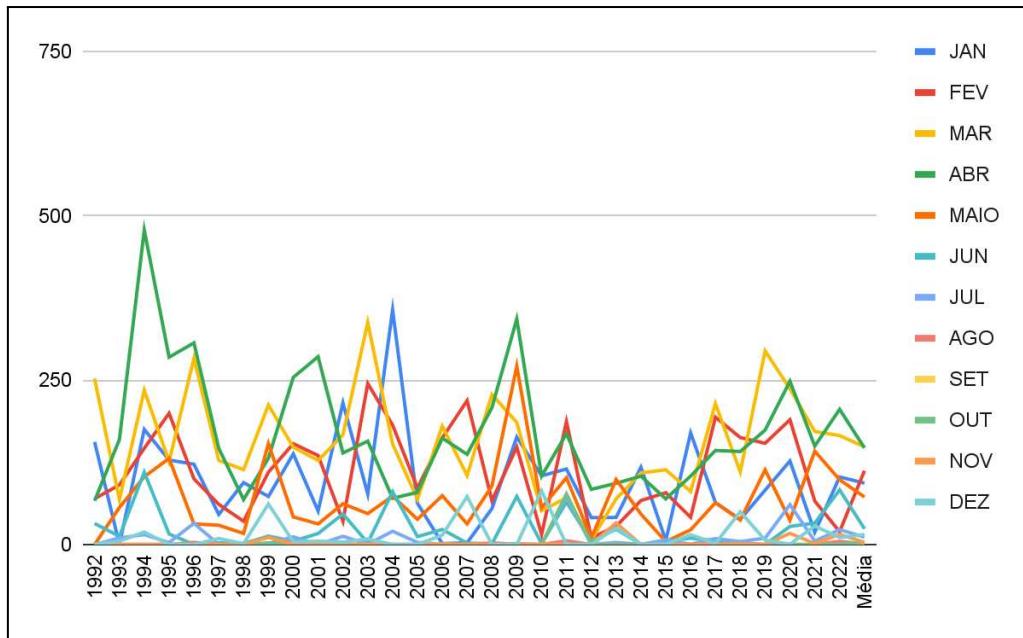
## 8. RESULTADOS E DISCUSSÕES DA SÉRIE TEMPORAL

Os resultados a seguir apresentam sobre a distribuição temporal da dengue, da precipitação e de variáveis climáticas de 2002 a 2022, bem como a comparação entre outras cidades médias cearenses: Maracanaú e Juazeiro. Além disso, apresenta-se outra ferramenta de análise dos casos de dengue baseada no Google Trends. Acrescenta-se também os resultados de casos de dengue por bairro em Sobral, o que culminou na elaboração de um mapa.

### 8.1 Distribuição temporal da dengue, precipitação e variáveis climáticas

O gráfico mostra o padrão das precipitações ao longo dos meses e do ano da série histórica da pesquisa. Nesse sentido, os destaques para os meses com maiores registros pluviométricos dentro da série histórica da pesquisa são: março de 2003 com 337,8 mm, janeiro de 2004 com 357 mm, abril de 2009 com 343,2 mm e março de 2019 com 294,6 mm. Observa-se que, entre 2009 e 2019, não houve registro de volumes pluviométricos tão elevados, pois esse período foi de seca no estado do Ceará.

Gráfico 18 - Distribuição temporal da precipitação em Sobral (1992-2022)

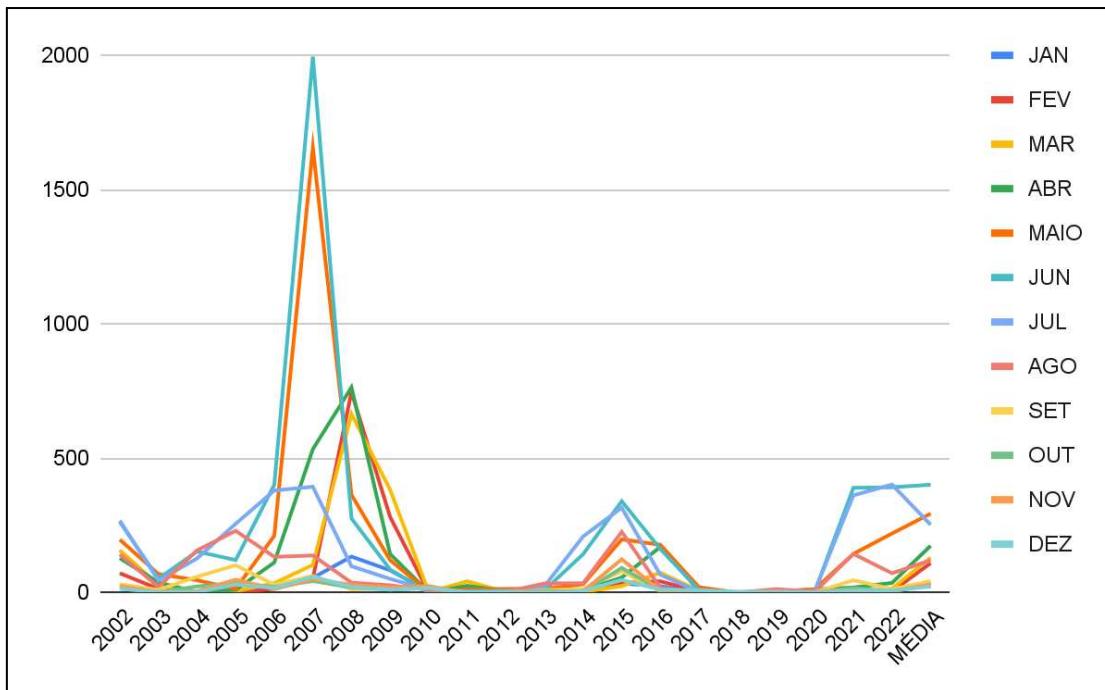


Fonte: FUNCEME. Elaborado pelo autor, 2025.

Os destaques epidêmicos de dengue em Sobral ocorreram em junho de 2007 com 1.995 notificações e maio de 2007 com 1.656; foram os dois únicos meses em que os casos de dengue mensais ultrapassam a marca de mil. O ano de 2007 foi o que registrou mais casos da doença (5.141) na série histórica da pesquisa. Os outros destaques vão para os meses fevereiro (747), março (665) e abril (764) do ano de 2008, que foi o segundo ano com maior incidência da doença (3.167). Os demais anos mantiveram um padrão de a cada quatro anos um aumento nos casos de dengue.

Posteriormente a essa etapa, relacionou-se os casos de dengue anuais (abaixo ou acima da média histórica), a caracterização dos anos-padrão (dentro da série da pesquisa 2002 - 2022) e a presença e intensidade de anomalias na temperatura do Oceano Pacífico.

Gráfico 19 - Distribuição temporal de dengue em Sobral (2002-2022).



Fonte: DATASUS. Elaborado pelo autor, 2025.

Verifica-se no quadro que houve sete anos com a ocorrência do El Niño, nove anos com a ocorrência de La Niña e cinco anos sem anomalias.

Os anos com El Niño (2003, 2005, 2007, 2010, 2015, 2016, 2019) tiveram cinco anos com casos de dengue abaixo da média e cinco anos com chuvas entre o muito seco ao normal. E dois anos na categoria chuvoso (2003 e 2019) e dois anos com casos de dengue acima da média 2007 (categoria dos anos-padrão: normal) e 2015 (categoria dos anos-padrão: muito seco).

Os anos com La Niña (2006, 2008, 2009, 2011, 2012, 2017, 2018, 2021, 2022) foram mais equilibrados em relação às notificações de casos de dengue, cinco anos os casos ficaram acima da média, dos quais quatro anos estavam caracterizados como normal dentro dos anos-padrão (2006, 2008, 2021, 2022). Quatro anos em que as notificações ficaram abaixo da média histórica, mas não seguiram um padrão na categorização das chuvas (2011 - chuvoso, 2012 - muito seco, 2017 - normal, 2018 - seco).

Os anos sem anomalias (2002, 2004, 2013, 2014, 2020) tiveram quatro anos com casos de dengue abaixo da média e apenas em 2002 os casos foram acima da média dentro da categoria normal.

Assim, dentro dos oito anos com casos de dengue acima da média histórica, houve seis anos com chuvas na categoria normal dos anos-padrão; Além

disso, ocorreram cinco anos de ocorrência de La Niña, dois de El Niño e um ano sem anomalia.

Assim, verificou-se que na série histórica (2002-2022) em Sobral, 75% das vezes em que os casos de dengue foram acima da média, ocorreram em anos-padrão classificados como “normal” e 60% em anos de La Niña.

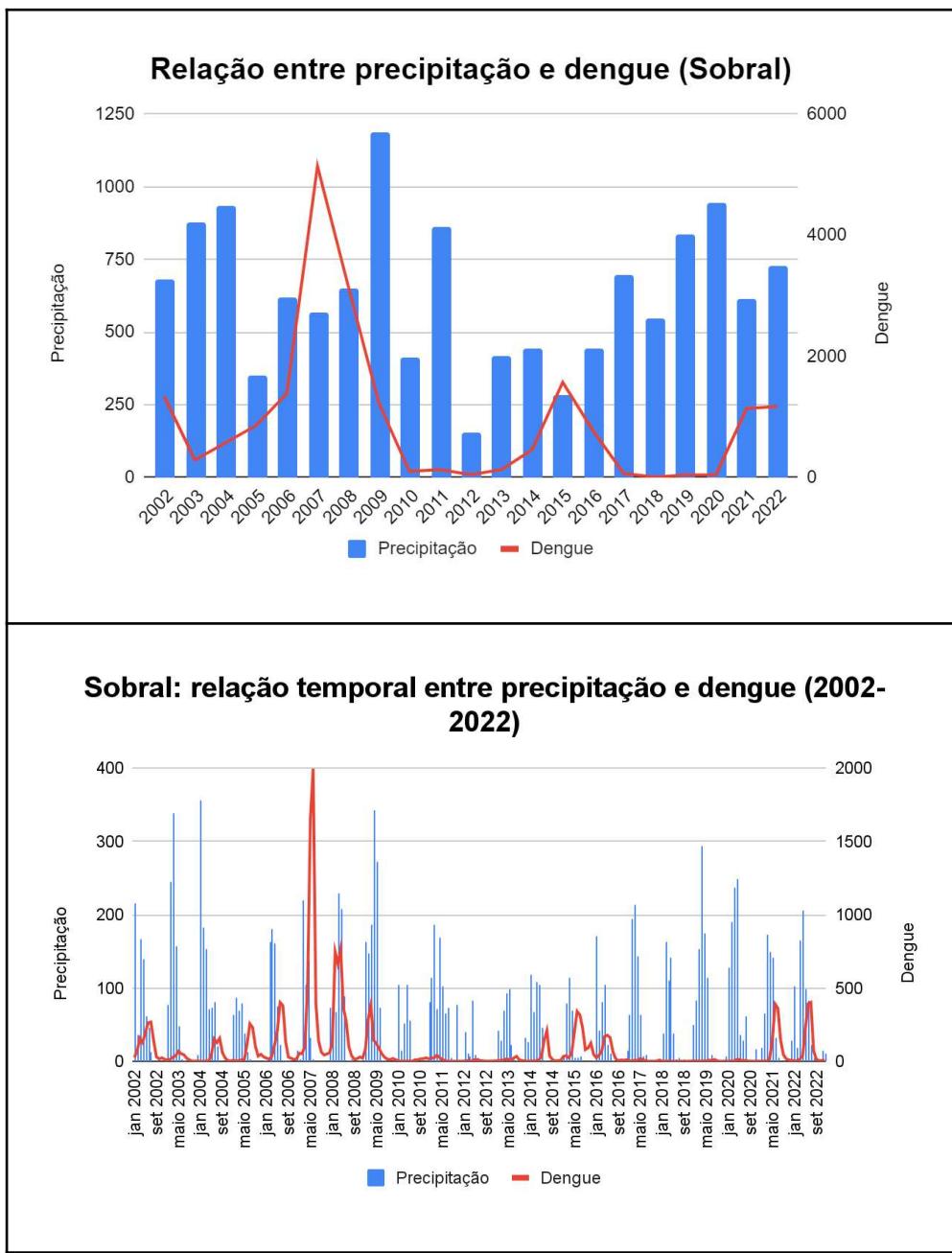
Quadro 13 - Resumo da relação entre as variáveis climáticas

SOBRAL						
Ano	Dengue	Média = 938	Precipitação	Caracterização	Fenômeno	Intensidade
2002	1.339	Acima	681,6	Normal	SEM ANOMALIA	
2003	291	Abaixo	875,5	Chuvoso	EL NIÑO	MODERADO
2004	576	Abaixo	936,3	Muito chuvoso	SEM ANOMALIA	
2005	861	Abaixo	350,9	Muito seco	EL NIÑO	FRACO
2006	1.388	Acima	618,4	Normal	LA NIÑA	FRACO
2007	5.141	Acima	570,2	Normal	EL NIÑO	FRACO
2008	3.167	Acima	651	Normal	LA NIÑA	FORTE
2009	1.233	Acima	1187,3	Muito chuvoso	LA NIÑA	FRACO
2010	103	Abaixo	414,3	Seco	EL NIÑO	MODERADO
2011	131	Abaixo	862,8	Chuvoso	LA NIÑA	FORTE
2012	50	Abaixo	156,4	Muito seco	LA NIÑA	MODERADO
2013	131	Abaixo	415,8	Seco	SEM ANOMALIA	
2014	460	Abaixo	444,1	Seco	SEM ANOMALIA	
2015	1.575	Acima	285,1	Muito seco	EL NIÑO	FRACO
2016	766	Abaixo	443,5	Seco	EL NIÑO	MUITO FORTE
2017	66	Abaixo	695,9	Normal	LA NIÑA	FRACO
2018	9	Abaixo	547,9	Seco	LA NIÑA	FRACO
2019	44	Abaixo	835,6	Chuvoso	EL NIÑO	FRACO
2020	46	Abaixo	945,1	Muito chuvoso	SEM ANOMALIA	
2021	1.141	Acima	616,2	Normal	LA NIÑA	MODERADO
2022	1.174	Acima	729,2	Normal	LA NIÑA	MODERADO

Fonte: FUNCEME e DATASUS. Elaborado pelo autor, 2025.

Verifica-se que, em 2007 e 2008, anos com maior incidência da dengue, as chuvas foram categorizadas como “normais”. Já em 2015, houve muitos registros da doença, embora tenha sido um ano muito seco. Em 2021 e 2022, os casos também ficaram acima da média, e o padrão de chuvas permaneceu dentro da normalidade. Portanto, percebeu-se uma tendência de que, em anos normais com a presença de La Niña, ocorram muitos casos de dengue.

Gráfico 20 - Relação entre precipitação e dengue (2002-2022).

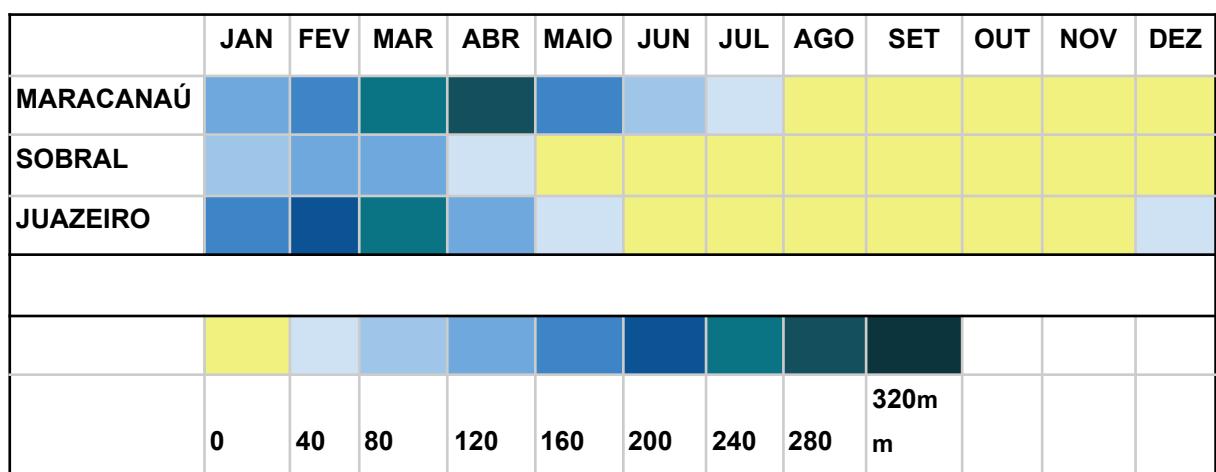


Fonte: FUNCEME e DATASUS. Elaborado pelo autor, 2025.

## 8.2 Comparação entre cidades médias: Maracanaú, Sobral e Juazeiro

Através do Quadro 14, percebe-se que as chuvas em Maracanaú se distribuem até o mês de julho, sendo o município com maiores volumes pluviométricos entre as cidades analisadas. Já em Sobral a concentração de chuvas ocorre de janeiro a abril e os demais meses com totais pluviométricos abaixo de 40 mm. Em relação a Juazeiro do Norte, verifica-se que as chuvas se concentram de janeiro a maio; contudo, em dezembro, também há totais pluviométricos significativos, em decorrência da pré-estação chuvosa, que ocorre com mais intensidade no sul do Ceará.

Quadro 14 - Precipitação média mensal (2002 - 2022).



Fonte: FUNCeme. Elaborado pelo autor, 2025.

O quadro a seguir apresenta a média de casos mensais de dengue ao longo do período da pesquisa. Observa-se que os meses mais críticos em Maracanaú ocorrem de março a junho, coincidindo com os períodos de maior pluviosidade.

Já em Sobral o período crítico vai de fevereiro a agosto, sendo o município com o maior intervalo de incidência elevada de casos mensais de dengue. Nota-se também que, enquanto as chuvas mais intensas em Sobral ocorrem de janeiro a abril, os casos de dengue se estendem até o segundo semestre.

Em Juazeiro do Norte, o único mês com maior incidência mensal de casos de dengue foi abril, coincidindo com o período chuvoso do município. Pode-se inferir que os casos da doença nessa cidade são mais dispersos ao longo do ano. Ressalta-se que mesmo dezembro apresentando volume pluviométrico significativo, as notificações da doença permaneceram baixas.

Quadro 15 - Incidência média mensal de dengue (2002 - 2022)

	JAN	FEV	MAR	ABR	MAIO	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
MARACANAÚ	AMARELO	VERDE	VERMELHO	VERMELHO	VERMELHO	VERMELHO	VERDE	AMARELO	AMARELO	AMARELO	AMARELO	AMARELO
SOBRAL	AMARELO	VERMELHO	AMARELO	AMARELO	AMARELO	AMARELO						
JUAZEIRO	AMARELO	AMARELO	VERDE	VERMELHO	VERDE	AMARELO	AMARELO	AMARELO	AMARELO	AMARELO	AMARELO	AMARELO
ALTO	ACIMA DE 100 CASOS											
MÉDIA	51 A 100 CASOS											
BAIXA	11 A 50 CASOS											
MUITO BAIXA	ATÉ 10 CASOS											

Fonte: DATASUS. Elaborado pelo autor, 2025.

O quadro a seguir mostra a incidência de casos de dengue por ano no período de 2002 - 2022. Nota-se que Maracanaú, dentre os 21 anos da pesquisa, apresentou 16 anos com incidência anual alta de dengue; Sobral teve 12 anos e Juazeiro do Norte, 10 anos. Os anos de 2002, 2005, 2007, 2015, 2016 e 2022 apresentaram altos índices para as três cidades. Nos anos de 2018 e 2019, os casos foram baixos para todas as cidades da pesquisa.

Vale ressaltar que Sobral teve um intervalo de quatro anos com baixas notificações da doença (2017 - 2020). Maracanaú apresentou três anos (2018-2020) e Juazeiro do Norte, três anos (2017-2019). Ou seja, os últimos anos foram de queda nos casos de dengue. No entanto, a partir de 2021, os casos voltaram a aumentar, principalmente em Maracanaú e Sobral.

Quadro 16 - Incidência anual de dengue (2002 - 2022)

	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022
MARACANAÚ	VERMELHO	VERMELHO	AMARELO	VERMELHO	AMARELO	AMARELO	AMARELO	AMARELO	AMARELO												
SOBRAL	VERMELHO	VERDE	VERMELHO	VERMELHO	VERMELHO	VERMELHO	VERMELHO	VERDE	VERDE	AMARELO	AMARELO	VERMELHO	VERMELHO	VERMELHO	VERMELHO	AMARELO	AMARELO	AMARELO	AMARELO	AMARELO	AMARELO
JUAZEIRO	VERMELHO	VERMELHO	AMARELO	AMARELO	AMARELO	AMARELO	AMARELO	VERDE	VERMELHO	VERMELHO	VERDE	VERDE	VERMELHO	VERMELHO	VERMELHO	AMARELO	AMARELO	AMARELO	AMARELO	AMARELO	AMARELO
ALTA	300 CASOS/100 MIL HAB																				
MÉDIA	100 a 300 CASOS/100 MIL HAB																				
BAIXA	10 a 100 CASOS/100 MIL HAB																				
MUITO BAIXA	MENOS DE 10 CASOS/100 MIL HAB																				

Fonte: DATASUS. Elaborado pelo autor, 2025.

Quais fatores levam essa oscilação nos casos de dengue além da precipitação? Os municípios apresentam políticas públicas eficientes durante o período mais crítico? Existe conhecimento sobre a atuação da doença ao longo dos meses e anos, permitindo um planejamento eficiente? É possível uma previsão dos casos e um alerta para os períodos com maior incidência?

### **8.3 Google Trends como ferramenta para análise dos casos de dengue**

O Google Trends é uma ferramenta online gratuita do Google que possibilita ver e, por meio de gráficos, analisar a popularidade de termos de pesquisa, ou seja, as buscas de determinadas palavras ou expressões no Google ao longo do tempo e em diferentes regiões geográficas.

Por exemplo, Husnayain *et al.*, 2019 fizeram uma pesquisa na Indonésia, onde encontraram forte correlação ( $r$  entre 0,92 – 0,94) entre termos de busca do Google e dados epidemiológicos nacionais de dengue; os resultados mostraram que os dados de busca antecipam casos reais por algumas semanas.

Já Romero-Alvarez *et al.*, 2020 publicaram um trabalho sobre o Brasil, com a análise de 19 termos via Google Trends, os resultados demonstraram que sete termos (dengue, sintomas da dengue, vírus da dengue, dengue hemorrágica, transmissão da dengue, aedes aegypti, febre) acompanharam bem a incidência semanal de dengue e tiveram boa correlação em doze estados brasileiros. Os estados foram São Paulo, Rio de Janeiro, Minas Gerais, Paraná, Goiás, Distrito Federal, Espírito Santo, Mato Grosso do Sul, Mato Grosso, Santa Catarina, Bahia e Rio Grande do Sul

Monnaka e Oliveira (2021) foram mais específicos e fizeram uma pesquisa analisando o estado de São Paulo; a correlação de Pearson<sup>20</sup> foi de 0,91 entre buscas por “dengue” no Google Trends e casos semanais, com sensibilidade de 87% e previsibilidade de até quatro semanas.

Nesse sentido, não foi possível realizar a verificação e correlação com a cidade de Sobral, pois os dados disponibilizados contribuem apenas para a análise

---

<sup>20</sup> O Coeficiente de correlação de Pearson ( $r$ ) é uma medida adimensional que pode assumir valores no intervalo entre -1 e +1. O coeficiente mede a intensidade e a direção de relações lineares. A intensidade diz respeito ao grau de relacionamento entre duas variáveis. Quanto mais próximo dos extremos do intervalo, (-1 e +1) mais forte é a correlação. Quanto mais próximo do centro do intervalo, zero, mas fraca é a correlação linear. Disponível em: <http://www5.eesc.usp.br/saate/index.php/saate/Indicar-a-T%C3%A9cnica/Associar/2.-%C3%81rvore-de-decis%C3%A3o/Gloss%C3%A1rio/Coeficiente-de-correla%C3%A7%C3%A7%C3%A3o-de-Pearson>. Acesso em: 22 jul. 2025.

estadual e nacional. Entretanto, pode-se verificar o ranking que as cidades tiveram ao longo do ano sobre as buscas no google no seu estado. Assim, em 2013, Sobral ficou em 6º lugar entre as cidades cearenses com maior número de pesquisas pelo termo “dengue”, representando 20% das buscas. Já em 2017 a cidade ocupou a 46º posição. O estado do Ceará possui 184 municípios e um dado interessante foi que a cidade de Fortaleza não foi a que mais teve buscas no período, mesmo sendo a que tem maior população e mais acesso à internet.

Tabela 4 - Ranking de buscas no Google Trends no Ceará

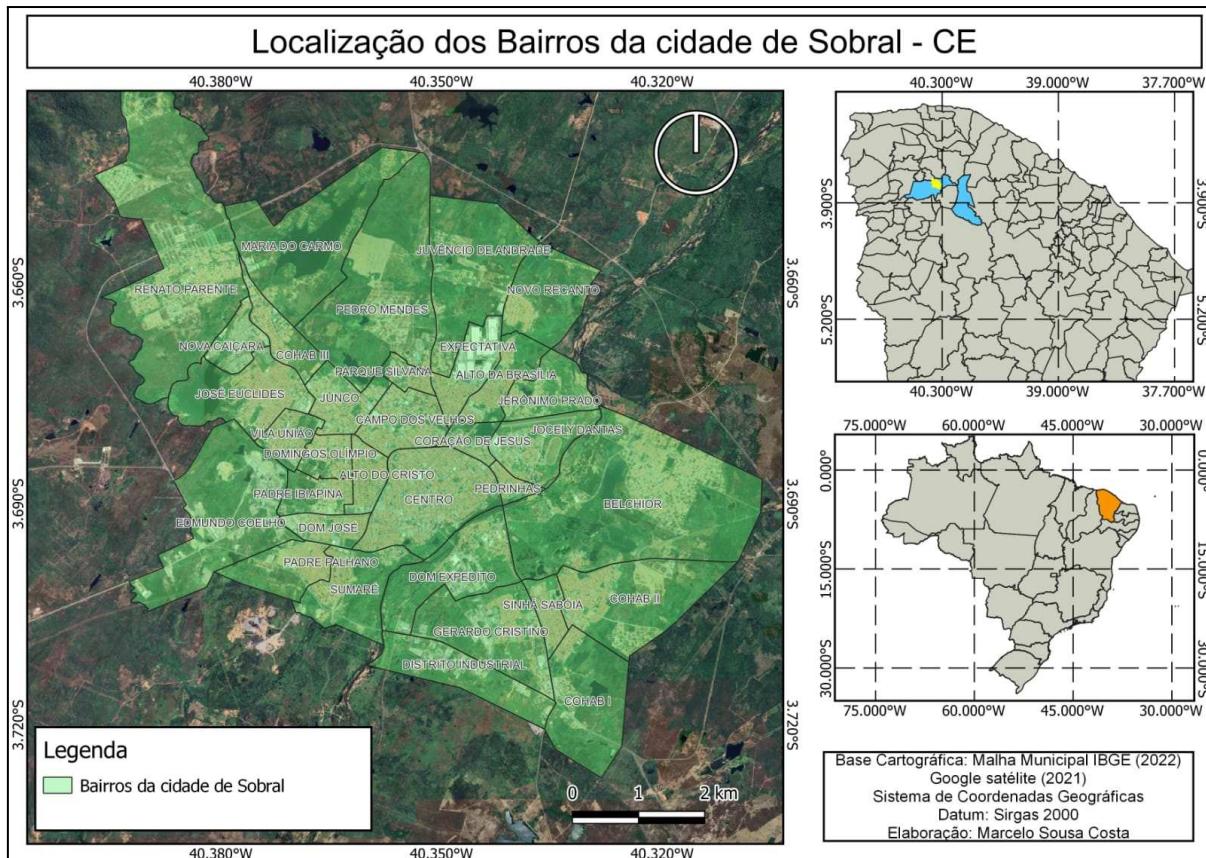
<b>Ano</b>	<b>Classificação de Sobral</b>	<b>Classificação de Fortaleza</b>
2013	6º	8º
2014	(Sem dados)	22º
2015	(Sem dados)	14º
2016	8º	17º
2017	43º	32º
2018	29º	49º
2019	29º	40º
2020	37º	24º
2021	22º	23º
2022	19º	38º
2023	11º	42º
2024	28º	38º

Fonte: Google Trends. Elaborado pelo autor, 2025.

#### **8.4 Casos de dengue por bairros na cidade de Sobral (2008-2023)**

O distrito sede de Sobral tem 33 bairros, com destaque: Centro, Alto da Brasília, Alto do Cristo, Campo dos Velhos (Parque Alvorada), Cidade Dr. José Euclides Ferreira Gomes (Terrenos Novos) e Cidade Pedro Mendes Carneiro (Cohab III).

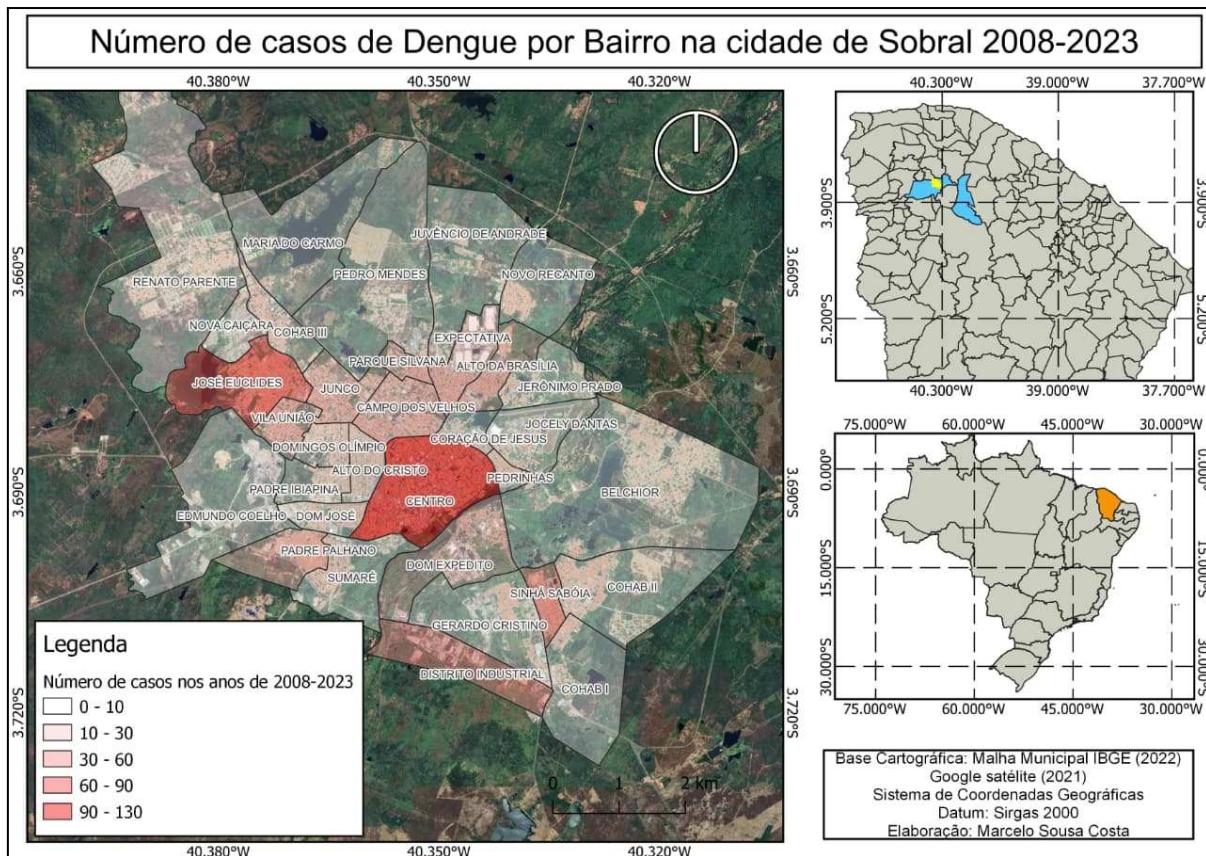
Figura 26 - Mapa da divisão por bairros da cidade de Sobral



Fonte: Autor, 2025.

Verifica-se que os bairros Centro, Terrenos Novos, Distrito Industrial e Sinhá Sabóia apresentam maior incidência de casos de dengue. Assim, dos 501 casos notificados no período no distrito sede, aproximadamente 50% concentram-se em quatro bairros.

Figura 27 - Mapa dos casos de dengue por bairro da cidade de Sobral



Fonte: Autor, 2025.

De acordo com os dados do IBGE (2022):

O bairro Centro tem uma população de 16.992 habitantes (9.055 pardos, 6.673 brancos e 1.223 pretos); a densidade demográfica é de 7.084 hab/km<sup>2</sup>; 93% da população é alfabetizada e apresentou 133 casos de dengue de 2008-2023.

O bairro José Euclides (Terrenos Novos) tem uma população de 13.050 habitantes (9.673 pardos, 2.342 brancos e 1.004 pretos); a densidade demográfica é de 11.069,15 hab/km<sup>2</sup>; 85% da população é alfabetizada e houve 63 casos de dengue de 2008-2023.

O bairro Distrito Industrial tem uma população de 62 pessoas (42 pardos e 10 brancos); a densidade demográfica é de 23,82 hab/km<sup>2</sup>; 70% da população é alfabetizada e houve 40 notificações de dengue de 2008-2023.

O bairro Sinhá Sabóia tem uma população de 5.112 pessoas (3.415 pardos, 1.206 brancos e 488 pretos); a densidade demográfica é de 12.623 hab/km<sup>2</sup>; 87% da população é alfabetizada e foram registrados 32 de casos de dengue de 2008-2023.

Quadro 17 - Casos de dengue por bairros de Sobral

Bairros de Sobral	Casos de Dengue (2008-2023)	Bairros de Sobral	Casos de Dengue (2008-2023)
Centro	133	Nova Caiçara	4
Terrenos Novos (José Euclides)	63	Nossa Senhora de Fátima	4
Distrito Industrial	40	Jerônimo Prado	3
Sinhá Sabóia	32	Gerardo Cristino	3
Junco	28	Pedrinhas	3
Vila União	27	Betânia	2
Alto da Brasília	22	Renato Parente	2
Dom Expedito (Feitosa)	19	Ant. Carlos Belchior	1
Expectativa	19	COHAB I	1
Padre Palhano	18	COHAB II	1
Parque Silvana	15	Jatobá	1
Campos dos Velhos (Parque Alvorada)	12	Alto do Cristo	0
Dom José (Alto Novo)	10	Jocely	0
Sumaré	10	Juvêncio	0
Domingos Olímpio	8	Padre Ibiapina	0
Novo Recanto	8	Juazeiro	0
Edmundo Monte Coelho	8	Várzea Grande	0
Coração de Jesus	4		

Fonte: SOBRAL. Elaborado pelo autor, 2025.

Observa-se que os bairros localizados na área central da cidade de Sobral apresentaram maior incidência de casos de dengue, com destaque para o bairro Distrito Industrial, que, apesar de possuir poucos habitantes, está entre os bairros com mais notificações da doença.

## 9. APLICAÇÃO DE REDE NEURAL ARTIFICIAL PARA CASOS DE DENGUE

Após o treinamento, validação e teste dos modelos, como exposto detalhadamente nos procedimentos metodológicos, foram obtidos os seguintes resultados, nos quais RMSE (Root Mean Square Error) representa a raiz do erro quadrático médio, sendo que os picos têm menor peso; idealmente, seu valor deve ser baixo, até 15% da média ou do intervalo dos valores observados. O MAE (Mean Absolute Error) indica o erro médio absoluto, cujo valor também deve ser baixo. Por fim, o  $R^2$  representa a proporção da variância explicada, variando entre 0 e 1, e quanto mais próximo de 1, melhor o modelo.

Tabela 5 - Métricas da avaliação dos modelos

<b>Modelo Random Forest</b>	
RMSE	110.17
MAE	82.99
$R^2$	-0.08
<b>Modelo LSTM</b>	
RMSE	115.22
MAE	48.42
$R^2$	-0.18
<b>Modelo Ensemble</b>	
RMSE	97.44
MAE	57.59
$R^2$	0.16

Fonte: Autor, 2025.

Os resultados não foram satisfatórios na comparação da previsão com os casos reais. Assim, os melhores resultados foram obtidos pelo ensemble, que é a combinação dos dois modelos, sendo o único com variância positiva, embora ainda muito baixa. As demais métricas apresentaram valores elevados, indicando resultados não ideais para uma modelagem preditiva.

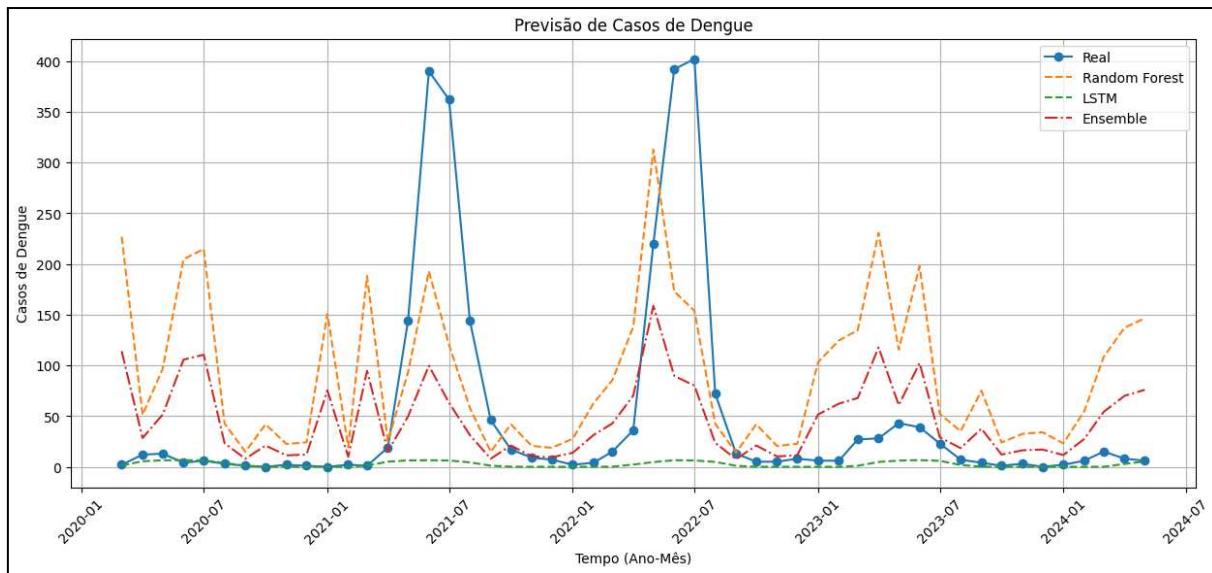
Observa-se, no gráfico, que os modelos não ajustaram adequadamente os dados iniciais e não conseguiram acompanhar a evolução real, pois todos superestimaram os valores observados. Com relação aos dois picos da série, a saber: de janeiro a julho de 2021 e de janeiro a julho de 2022, o Random Forest (modelo de aprendizado de máquina que baseia-se na combinação de árvores de decisão para gerar um resultado final) e o Ensemble (combinação do Random Forest com o LSTM) apresentaram leve correlação com os dados reais. Já o LSTM (modelo voltado para resolver problemas envolvendo variáveis de longo prazo em séries temporais) não apresentou correlação significativa, exibindo valores muito distantes dos reais. Contudo, quando os casos de dengue eram baixos, os modelos Random Forest e Ensemble superestimaram consideravelmente os valores reais. Dessa forma, verificou-se a limitada adaptabilidade dos modelos à dinâmica da dengue.

Em síntese, o Random Forest mostrou tendência a superestimar os valores em períodos de baixa incidência da doença; em alguns picos conseguiu captar a direção do crescimento, mas não refletiu adequadamente a intensidade nem a antecipação dos picos, fato decorrente do modelo não considerar explicitamente a ordem temporal dos dados.

No que tange ao LSTM, observou-se uma tendência generalizada de baixa incidência de casos ao longo de toda a série temporal, indicando que o modelo não aprendeu efetivamente com os dados. Possíveis causas: número insuficiente de dados de treinamento e variáveis de baixa relevância para a previsão dos picos.

Por fim, o Ensemble, por se basear em uma média, conseguiu suavizar os dados do Random Forest e aumentar a sensibilidade do LSTM aos picos. Esse modelo apresentou o desempenho mais favorável, ainda que insuficiente para uma previsão realmente eficiente.

Gráfico 21 - Resultado da previsão dos modelos



Fonte: Autor, 2025.

Como os resultados dos modelos não foram suficientes para uma previsão eficaz dos casos de dengue, buscou-se verificar quais variáveis tinham maior correlação com os casos de dengue, para que fossem descartadas ou desse um peso maior ou menor para uma variável.

Assim, a correlação das variáveis tem uma escala de -1 a 1, onde:

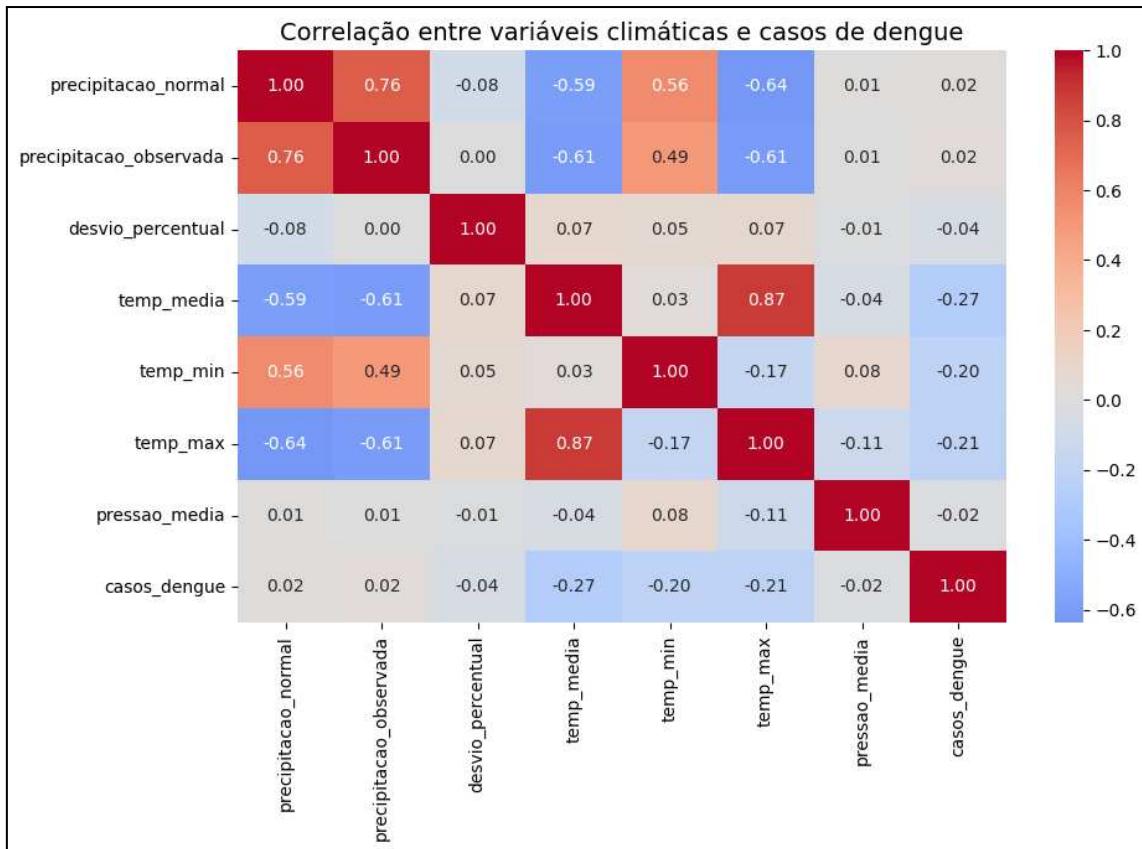
1 é a correlação positiva perfeita (diretamente proporcional);

-1 é a correlação negativa perfeita (inversamente proporcional);

0 é quando não há uma correlação linear.

Elaborou-se um gráfico de calor para uma melhor visualização da correlação das variáveis, onde quanto mais vermelho o quadrado, maior a correlação positiva, e quanto mais azul, maior a correlação negativa. Desse modo, a precipitação normal e observada foram as variáveis com melhor correlação positiva com os casos de dengue, entretanto, ainda com indicadores baixos. Ao passo que a temperatura média mostrou uma correlação negativa fraca, ou seja, quando a temperatura média aumenta, os casos de dengue diminuem suavemente. Já o desvio padrão e a pressão média atmosférica não tiveram relevância para os casos de dengue.

Figura 28 - Correlação entre variáveis climáticas e casos de dengue



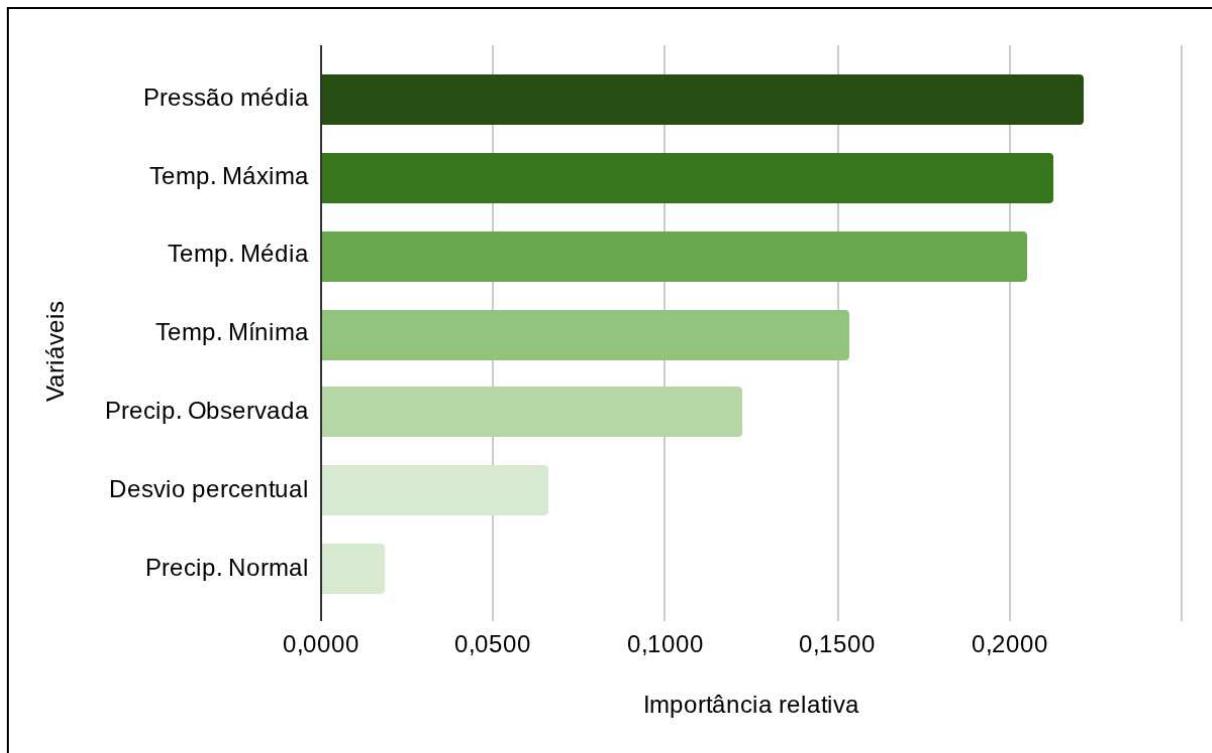
Fonte: Autor, 2025

Após considerar os resultados acima, analisou-se a importância das variáveis que o modelo Random Forest aprendeu durante o treinamento com o intuito de compreender quais dados têm maior peso na incidência da dengue.

Percebe-se que a pressão atmosférica e as temperaturas máxima, média e mínima tiveram maior relevância para o modelo Random Forest ao passo que a precipitação normal e o desvio padrão foram as variáveis com menor significância.

Algumas possibilidades para a pouca relação dos casos de dengue com a precipitação são porque os valores médios não conseguem destacar os eventos fora da normalidade ou as variações climáticas, uma vez que o Random Forest busca eventos reais e mais recentes.

Figura 29 - Importância das variáveis climáticas no modelo Random Forest



Fonte: Autor, 2025.

Com base nesses resultados, utilizou-se um critério de seleção de variáveis que foram as com correlação superior a 0,2 tanto positiva quanto negativa. Então, aplicou-se os mesmos procedimentos com os dados selecionados por significância (pressão média, temperatura máxima, média e mínima) para treinar (ensinar) e testar (avaliar se aprendeu) o modelo. A divisão foi 64% para treinamento, 16% para validação e 20% para teste.

Então, o modelo treinado faz as previsões sobre os valores de teste, o que resulta em previsões de dados de casos de dengue que o modelo não tinha visto. O modelo LSTM, por exemplo, analisou 6 meses anteriores para prever o mês seguinte. Já o Ensemble continuou combinando as previsões, mas agora dando maior peso ao modelo com melhor desempenho.

Os resultados apresentados também não foram adequados para previsões condizentes com a realidade, pois todos os três modelos apresentaram grandes erros nos picos, assim como alto erro médio absoluto e  $R^2$  negativo para todos os modelos da pesquisa. O Ensemble, que foi uma combinação ponderada dos dois modelos, foi o que teve o melhor resultado, porém, ainda com índices ruins, ou seja, pouco confiáveis.

Tabela 6 - Métrica da avaliação dos modelos ajustados com as melhores variáveis

<b>Modelo Random Forest</b>	
RMSE	122.74
MAE	86.71
R <sup>2</sup>	-0.27
<b>Modelo LSTM</b>	
RMSE	119.42
MAE	50.88
R <sup>2</sup>	-0.20
<b>Modelo Ensemble</b>	
RMSE	117.30
MAE	49.81
R <sup>2</sup>	-0.16

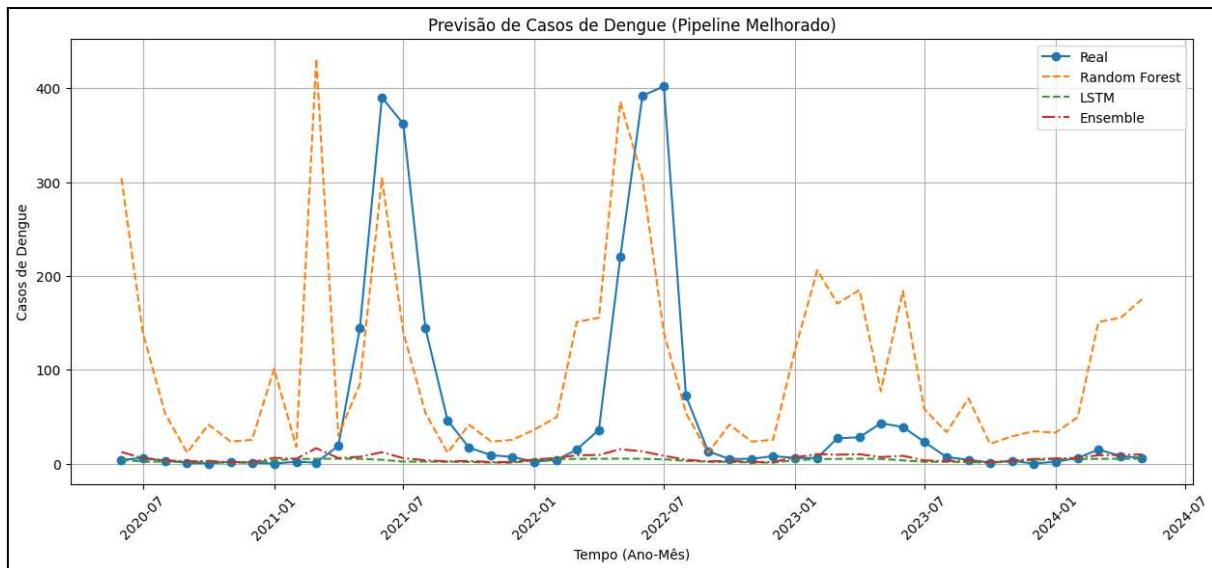
Fonte: Autor, 2025.

Os resultados não foram muito melhores do que os anteriores, pois o Random Forest ainda consegue buscar algumas correlações, todavia apresenta muitos erros no início do teste, antecipando picos e superestimando os casos de dengue após grandes surtos, como entre janeiro e julho de 2023.

Já o LSTM obteve um resultado semelhante ao primeiro teste antes da seleção das variáveis mais significativas, subestimando os valores durante todo o período de teste.

Novamente, foi a combinação dos modelos (Ensemble) que, embora tenha subestimado os dados durante todo o ano, apresentou resultados relativamente melhores, ainda que não satisfatórios.

Gráfico 22 - Resultados das previsões dos modelos após ajustes



Fonte: Autor, 2025.

Diante dessa conjuntura, buscou-se ajustar os dados para compreender a dinâmica da sazonalidade, dos ruídos aleatórios e da escassez de dados que a série apresentava. Assim, criou-se novas variáveis a partir das existentes para suprir a lacuna de dados da série temporal.

Iniciou-se com as médias móveis da precipitação observada e da temperatura média para suavizar, isto é, diminuir os ruídos e mostrar as tendências dos dados, como feito por Araújo (2012) ao utilizar a técnica das médias móveis para atenuar os valores extremos. Desse modo, calculou-se a média dos últimos 2, 3 ou 6 meses dos dados.

Utilizou-se o índice de calor proxy como uma variável para representar a sensação térmica ou um índice de calor, relacionando-se os dados da temperatura média e o desvio padrão.

Além disso, elaborou-se uma variável com os lags temporais, ou seja, os atrasos, pois é uma variável que leva em consideração os meses anteriores. Essa informação é importante porque a dengue é uma doença que não se manifesta simultaneamente à ocorrência de chuvas ou quando há elevação na temperatura, normalmente ocorre a eclosão semanas ou meses depois, como observado ao longo da pesquisa. Desse modo, os lags “atrasos” permitem que o modelo aprenda como acontecem as relações temporais entre as variáveis.

Vale ressaltar que as médias móveis e os lags criam valores que faltam no início da série e removem as linhas com lacunas para que não haja dados sem validade.

Por conseguinte, fez-se uma seleção das variáveis mais relevantes para o modelo aprender melhor e desvincular dados secundários para a previsão. Como foi feito no primeiro ajuste da modelagem, selecionou-se apenas as colunas que tivessem uma correlação forte ou moderada com os casos de dengue.

Houve o treinamento dos dados no modelo Random Forest com base nas variáveis selecionadas com maior correlação. A divisão foi 80% para treino e validação, isto é, 64% para treino e 16% para validação. Criou-se um modelo com 200 árvores de decisão, normalmente, quanto mais árvores, melhor é a previsão.

Posteriormente, preparou-se os dados para a LSTM, com a seguinte arquitetura: observar os últimos 6 meses para prever o próximo mês. Esta abordagem é de extrema utilidade, uma vez que a dengue tem relação com o tempo. O modelo utilizou 64 neurônios e desativou 30% dos neurônios no treinamento para não ocorrer a memorização dos dados pelo modelo e com 1 neurônio de saída, ou seja, os casos futuros de dengue.

Como nas etapas anteriores, fez-se a combinação dos dois modelos (Ensemble) com maior peso para o modelo que obteve melhor validação.

Na avaliação dos modelos, o Random Forest apresentou um excelente resultado ao conseguir explicar 80% dos casos de dengue ( $R^2 = 0,80$ ); os erros foram consideravelmente baixos e bem melhores que os demais modelos.

Por sua vez, o modelo LSTM não teve um bom desempenho, apresentou alto índice de erro e seu coeficiente de determinação foi inferior aos demais modelos.

A combinação dos dois modelos foi melhor que o LSTM, contudo, não superou o desempenho do Random Forest. Ademais, embora com  $R^2$  positivo, o índice foi baixo, apenas 0,13, isto é, 13% da explicação dos casos de dengue. Convém frisar que os dados do LSTM prejudicaram as médias do Ensemble.

Tabela 7 - Métrica da avaliação dos modelos com a criação de variáveis

<b>Modelo Random Forest</b>	
RMSE	49.32
MAE	27.38
R <sup>2</sup>	0.80
<b>Modelo LSTM</b>	
RMSE	120.66
MAE	52.23
R <sup>2</sup>	-0.21
<b>Modelo Ensemble</b>	
RMSE	102.11
MAE	42.91
R <sup>2</sup>	0.13

Fonte: Autor, 2025.

Observa-se no gráfico que todos os modelos acompanharam bem o início do teste com dados muito aproximados. Todavia, o Random Forest se destaca por conseguir captar dois picos (2021 e 2022) e um pico menor em 2023. Além disso, quando os dados de incidência de dengue foram baixos, o modelo também acompanhou a tendência. Apenas no final, os dados do modelo superestimaram a realidade.

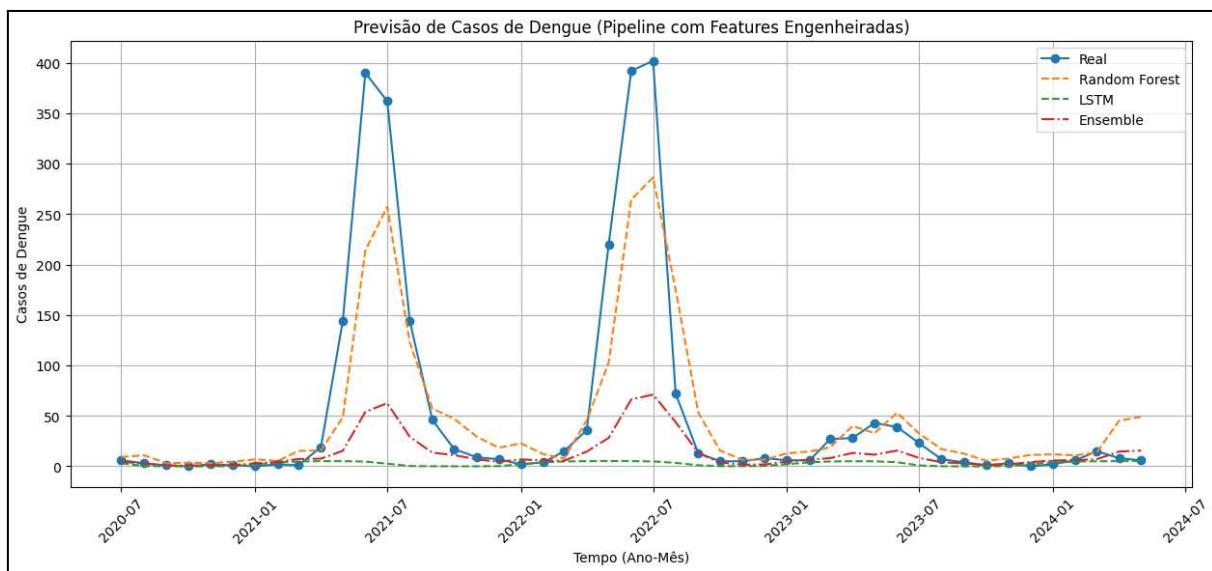
O modelo LSTM não conseguiu capturar os picos da epidemia, com dados muito abaixo, mantendo-se quase linear durante todo o teste, isso é explicado pelo coeficiente negativo.

Enquanto isso, o Ensemble, ainda que em menor grau, conseguiu acompanhar a tendência dos picos epidêmicos, entretanto, como é uma média dos dois modelos, o mau desempenho do LSTM trouxe os resultados da combinação para baixo. Além disso, ressalta-se que esse modelo conseguiu acompanhar com certo êxito os dados reais de baixa incidência de dengue na série.

Portanto, após dois ajustes, o modelo Random Forest apresentou melhor desempenho e se mostrou confiável para prever casos de dengue em Sobral, cidade média cearense.

Essa pesquisa certamente contribuirá para a literatura acadêmica, principalmente, na área de Geografia e em pesquisas de cidades médias que carecem de estudos e dados socioeconômicos e climáticos para trabalhos relevantes e que tragam retorno para a sociedade.

Gráfico 23 - Resultados das previsões dos modelos após criação de variáveis



Fonte: Autor, 2025.

Faz-se necessário comparar os resultados obtidos na pesquisa com outros trabalhos realizados no Brasil que também utilizaram as RNAs para prever casos de dengue no território brasileiro, por exemplo, Araújo (2012) fez um estudo das relações entre variáveis climáticas e casos de dengue na Paraíba, as cidades da pesquisa foram: Campina Grande, João Pessoa, Patos e Sousa. O autor utilizou diferentes modelos matemáticos e estatísticos, como o mIRD, SARIMA, Holt-Winters e RNA.

No tocante aos resultados com RNA, Araújo (2012) propôs uma arquitetura de rede do tipo MLP (Multilayer Perceptron), os dados foram divididos em 70% para treinamento, 15% para validação e 15% para teste. Os resultados da

pesquisa foram satisfatórios e a RNA demonstrou boa qualidade na previsão de casos de dengue, todavia, teve uma tendência a subestimar os casos extremos.

O resultado acima é interessante, pois no desempenho dos modelos na presente pesquisa, como visto, o modelo mais adequado (Random Forest) se comportou da mesma forma, isto é, subestimando os casos extremos, embora os resultados no último ajuste tenham sido excelentes, com o modelo explicando 80% da variação dos dados reais da dengue.

Sebastianelli et al. (2024) propuseram um modelo ensemble de aprendizado de máquina que previu a taxa de incidência de dengue no Brasil para a população abaixo de 19 anos com estimativas de um mês de antecedência em nível estadual.

Os autores empregaram um conjunto de modelos para a previsão: CatBoost (conjunto de árvores de decisão para capturar relações complexas dentro dos dados), SVM - Máquina de Vetores de Suporte (tratamento de dados lineares e não lineares, podendo identificar padrões e tendências) e LSTM (captura dependências temporais em dados sequenciais). Eles identificaram que o LSTM teve dificuldades com casos baixos, mas apresentou bom desempenho para casos altos, já o CatBoost teve dificuldades com casos altos, mas apresentou bom desempenho para casos baixos. Assim, a combinação dessas capacidades complementares permitiu a eficiência do modelo ensemble.

Convém frisar que, no presente estudo, a combinação, ou seja, ensemble foi o melhor modelo nas duas primeiras modelagens em comparação ao LSTM e Random Forest, assim como a pesquisa de Sebastianelli et al. (2024), entretanto, no último ajuste com a criação de variáveis, o desempenho do ensemble foi inferior ao Random Forest porque os resultados do LSTM foram baixos e interferiram no Ensemble.

Chen e Moraga (2025) também fizeram um estudo nas 27 unidades federativas brasileiras com um conjunto de variáveis climáticas (temperatura, precipitação e umidade). Utilizaram as redes neurais de Memória de Longo Prazo (LSTM) aprimoradas com Explanações Aditivas SHapley (SHAP), com a integração de variáveis climáticas defasadas ótimas e a influência espacial dos estados vizinhos. Os resultados foram que o modelo LSTM-Clima-Espacial demonstrou desempenho consistente ao integrar informações temporais, climáticas e espaciais na transmissão da dengue.

O desempenho da pesquisa acima foi diferente dos resultados alcançados por nossa modelagem, pois para eles, o LSTM foi o modelo com melhor previsão, ao passo que em nosso estudo, foi o modelo que apresentou os maiores valores de erro quadrático, captou menos os picos epidêmicos, apresentou maior erro médio absoluto e menor coeficiente de determinação  $R^2$ , inclusive com valores negativos.

Vale salientar a importância dos nossos resultados, principalmente do Random Forest no último ajuste, que pode servir como referencial para pesquisas em cidades médias do Ceará. No entanto, faz-se necessária a inclusão de mais variáveis climáticas, como umidade, e socioeconômicas, como renda e condições de habitação, considerando uma série histórica relevante.

## **10. CONSIDERAÇÕES FINAIS**

Dentro da série histórica de 2002 a 2022 em Sobral, houve oito anos com notificações de dengue acima da média histórica e isso se correlacionou com períodos de chuvas dentro da normalidade (técnica dos quantis) em 75% das vezes. Ademais, 60% desses anos estavam associados à ocorrência de La Niña.

Vale salientar os dois anos atípicos e relevantes para a modelagem preditiva, 2021 e 2022, que foram considerados anos normais no tocante ao volume pluviométrico, entretanto, apresentaram casos muito elevados de incidência da dengue. Nesse sentido, outras variáveis devem ser consideradas, como a inserção de novas variantes e de sorotipos da doença, assim como as condições socioeconômicas.

Na análise detalhada por bairros do perímetro urbano da sede de Sobral, verificou-se que os bairros mais populosos e economicamente dinâmicos foram os que apresentaram mais casos de dengue. Conexões entre densidade demográfica, mobilidade urbana e casos de dengue, contribuem para explicar esses resultados.

Percebeu-se que a incidência média mensal da dengue em Sobral predominou entre fevereiro e agosto ao longo do período analisado.

No tocante às buscas na internet com o termo dengue (Google Trends), nos anos com os maiores picos da doença, 2021 e 2022, a classificação de Sobral no Ceará foi 22º e 19º, respectivamente, em um estado com 184 municípios.

Em relação a modelagem, houve uma capacidade do modelo Random Forest após dois ajustes para prever casos de dengue com precisão. Já o LSTM não demonstrou bons resultados ao longo das etapas de testes de avaliação. Ao passo que a combinação dos dois modelos (Ensemble) foi melhor nas duas primeiras testagens, mas não teve desempenho satisfatório no último ajuste.

Nessa perspectiva, identificou-se ao longo da pesquisa a escassez de trabalhos que analisem a relação entre os fatores climáticos, ambientais e socioeconômicos nas cidades de médio porte do Ceará, principalmente, devido às dificuldades para obtenção dos dados, pois os dados de dengue, climáticos, sociais e ambientais em nível de distrito/bairros são mais escassos.

Desse modo, sugere-se para os futuros trabalhos, buscar dados e relacionar as variáveis socioeconômicas com os casos de dengue a nível de bairros/distritos. Além disso, percebe-se o déficit de pesquisas qualitativas para que identifiquem as percepções comunitárias e culturais.

Portanto, a presente pesquisa, de maneira geral, e os resultados da modelagem contribuem significativamente como referencial na literatura regional, no planejamento de ações de saúde pública e privada, e na tomada de decisões embasadas teoricamente, especialmente em cidades com informações climáticas e socioeconômicas mais restritas.

## REFERÊNCIAS

ARBOVIROSES. Disponível em: <https://www.arca.fiocruz.br/handle/icict/24607>. Acesso em: 21 ago de 2021.

ARAÚJO, E. C.; CODEÇO, C. T.; LOCH, S.; VACARO, L. B., FREITAS, L. P., LANA, R. M.; BASTOS, L. S.; ALMEIDA, I. F.; VALENTE, F.; CARVALHO, L. M.; COELHO, F. C. Large-scale Epidemiological Modeling: Scanning for Mosquito-Borne Diseases Spatio-temporal Patterns in Brazil. **ArXiv**. Disponível em: <https://arxiv.org/abs/2407.21286>. Acesso em: 21 jul. 2025.

ARAÚJO, Roberto Alan Ferreira. **Utilização de modelos matemáticos/estocásticos na avaliação da ocorrência de dengue em função do clima na Paraíba**. Tese (Doutorado em Meteorologia). Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2012.

AYOADE, J. O. **Introdução à climatologia para trópicos**. 10. ed. Rio de Janeiro: Bertrand Brasil, 2004.

BANDITVILAI, Somsri; ANANSATITZIN, Siriluck. Comparative study of three time series methods in forecasting dengue hemorrhagic fever incidence in thailand. **35th International Academic Conference, Barcelona**. ISBN 978-80-87927-47-2. 2018. Disponível em: <https://ideas.repec.org/p/sek/iacpro/6409199.html>. Acesso em: 12 mar. 2021.

BARKHAD, Aisha; LECOURS, N; STEVENS-UNINSKY M; MBUAGBAW L. The Ecological, Biological, and Social Determinants of Dengue Epidemiology in Latin America and the Caribbean: A Scoping Review of the Literature. **EcoHealth**, [S. i.], v. 21, n. 2, p. 184–198, 2025. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10393-025-01706-0>. Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10393-025-01706-0>. Acesso em: 21 jul. 2025.

BARCELLOS, C.; BUZAI, G. D.; HANDSCHUMACHER, P. Geografia e saúde: o que está em jogo? História, temas e desafios. **Revista Franco-Brasileira de Geografia**. Disponível em: [journals.openedition.org/confins/14954](https://journals.openedition.org/confins/14954). Acesso em: 15 jul. 2025.

BITENCOURT, Amanda Marques; SCORTEGAGNA, Adalberto. A influência dos fenômenos El Niño e La Niña na precipitação e na ocorrência dos desastres naturais na cidade de Curitiba-PR nos anos de 2004 a 2013. **Programa de Apoio à Iniciação Científica – PAIC 2014-2015**. Curitiba: FAE Centro Universitário, 2015. Disponível em: [file:///home/chronos/u-800967dbec6fcf603fed61f1beac6f2c95d28894/MyFiles/Downloads/lepidus,+13+-prof.+adalberto\\_amanda\\_artigo.pdf](file:///home/chronos/u-800967dbec6fcf603fed61f1beac6f2c95d28894/MyFiles/Downloads/lepidus,+13+-prof.+adalberto_amanda_artigo.pdf). Acesso em: 16 jul. 2025.

BUCZAK, A.L; BAUGHER, B.; MONIZ, L.J.; BAGLEY T.; BABIN, S.M; GUVEN E. Ensemble method for Dengue prediction. **PLoS ONE**. 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0189988>. Acesso em: 12 mar. 2021.

CARDOZO, Evelin D.; REBOITA, Michelle S.; GARCIA, Simone R. Climatologia de frentes frias na América do Sul e sua relação com o Modo Anular Sul. **Revista**

**Brasileira de Climatologia**, v. 17, p. 106–122, 2015. Disponível em: <https://revistas.ufpr.br/revistaabclima/article/view/40124>. Acesso em: 15 jul. 2025.

CATÃO, Rafael de Castro. **Dengue no Brasil**: abordagem geográfica na escala nacional. Dissertação (Mestrado). Universidade Estadual Paulista: Presidente Prudente, 2011. Disponível em: <https://repositorio.unesp.br/server/api/core/bitstreams/9f9eea36-4885-45ea-9115-17a56be955fc/content>. Acesso em: 10 jul. 2025.

CHEN, Y., ONG, JHY, RAJARETHINAM, J. ET AL. Neighbourhood level real-time forecasting of dengue cases in tropical urban Singapore. **BMC Med.** 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1186/s12916-018-1108-5>. Acesso em: 20 dez. 2021.

CHEN, X., MORAGA, P. Forecasting dengue across Brazil with LSTM neural networks and SHAP-driven lagged climate and spatial effects. **BMC Public Healt.** 2025. <https://doi.org/10.1186/s12889-025-22106-7>. Disponível em: [https://bmcpublichealth.biomedcentral.com/articles/10.1186/s12889-025-22106-7#cit\\_eas](https://bmcpublichealth.biomedcentral.com/articles/10.1186/s12889-025-22106-7#cit_eas). Acesso em: 02 jul. 2024.

CHOPRA, G., UNNI, V.R., VENKATESAN, P. *et al.* Community structure of tropics emerging from spatio-temporal variations in the Intertropical Convergence Zone dynamics. **Sci Rep.** 2024. Disponível em: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-73872-0>. Acesso em: 10 jul. 2025.

COMITÊ RIO DOIS RIOS. Balanço Hídrico Quantitativo. Disponível em: <https://www.cbhriodoisrios.org.br/balanco-hidrico.php>. Acesso em: 5 jul. 2025.

COSTA, M. S. **Variabilidade climática**: a precipitação como parâmetro de estudo para os casos de dengue no litoral, sertão, serra e sul cearense entre 2007 e 2019. Dissertação (Mestrado), Universidade Estadual do Ceará, 2021.

DONI, Anjelus Ronald; SASIPRABA, Thankappan. LSTM-RNN Based Approach for Prediction of Dengue Cases in India. In: **Ingénierie des Systèmes d'Information**, v. 25, n. 3, p. 327-335, jun. 2020. DOI: 10.18280/isi.250306. Disponível em: [https://www.ieta.org/journals/isi/paper/10.18280/isi.250306?utm\\_source=chatgpt.com](https://www.ieta.org/journals/isi/paper/10.18280/isi.250306?utm_source=chatgpt.com). Acesso em: 05 jul. 2025.

DUARTE, Marciel Lelis; RIBEIRO, Aristides. Influência do El Niño e La Niña na produtividade de plantios de Eucalipto em distintas regiões no Brasil. **Ciência Florestal**, Santa Maria, v. 33, n. 1, e61334, p. 1–18, 2023. DOI: 10.5902/1980509861334. Disponível em: <https://doi.org/10.5902/1980509861334>. Acesso em: 16 jul. 2025.

FEDOROVA, Natalia; SILVA, Bruno F. Pontes da; LEVIT, Vladimir. **Complexos convectivos de mesoescala sobre o Nordeste do Brasil**. Maceió: N. F., 2019.

FERREIRA, Antônio Geraldo; MELLO, Namir Giovanni da Silva. Principais sistemas atmosféricos atuantes sobre a região nordeste do Brasil e a influência dos oceanos pacífico e atlântico no clima da região. **Revista Brasileira de Climatologia**. Vol. 1, n.1, 2005. Disponível em: <https://revistas.ufpr.br/revistaabclima/article/view/25215/16909>. Acesso em: 22 jun. 2025.

FREITAS, J. R. et al. Modelo preditivo para o número de notificações de dengue na Região Metropolitana do Recife-PE. **Sigmae**, Alfenas, v.8, n,2, p. 584-595. 2019.

FREITAS, Lorena Cavalcante Lima de. **A qualidade do ar na região metropolitana de Fortaleza – CE sob a perspectiva do sistema clima urbano**. Tese (doutorado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Ciências, Programa de Pós-Graduação em Geografia: Fortaleza, 2016.

FUNCEME. Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos. **Sistemas Atmosféricos Atuantes Sobre o Nordeste**. Fortaleza: FUNCEME, 2014. Disponível em: <http://www.funceme.br/?p=967>. Acesso em: 15 jul. 2025.

HOLANDA, Virgínia Célia Cavalcante de. Sobral-Ceará: aspectos das verticalidades e horizontalidades em uma cidade média do interior do Nordeste. **Caminhos de Geografia**, Uberlândia, v. 12, n. 40, p. 96–105, 2011. Disponível em: <https://seer.ufu.br/index.php/caminhosdegeografia/article/view/16512/9216>. Acesso em: 16 jul. 2025.

HONÓRIO, N. A.; CÂMARA, D. C. P.; CALVET, G. A.; BRASIL, P. Chikungunya: uma arbovirose em estabelecimento e expansão no Brasil. **Cad. Saúde Pública**. Rio de Janeiro, 2015.

HUSNAYAIN, A.; FUAD, A.; LAZUARDI, L. Correlation between Google Trends on dengue fever and national surveillance report in Indonesia. **Glob Health Action**. 2019. Doi: 10.1080/16549716.2018.1552652. Disponível em: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC6327938/>. Acesso em: 22 jul. 2025.

INMET. INSTITUTO NACIONAL DE METEOROLOGIA. **O que é Zona de Convergência Intertropical? Entenda agora!**. Brasília, 16 fev. 2023. Disponível em: <https://portal.inmet.gov.br/noticias/zona-de-convergencia-intertropical-zcit>. Acesso em: 09 jul. 2025.

INPE. INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. **Imagen de Satélite Meteosat-9 do CPTEC/INPE**. São José dos Campos: CPTEC/INPE. Disponível em: <https://satelite.cptec.inpe.br/acervo/meteosat.formulario.logic>. Acesso em: 16 jul. 2025.

IPECE. INSTITUTO DE PESQUISA E ESTRATÉGIA ECONÔMICA DO CEARÁ. **Perfil Básico Municipal de Sobral 2017**. Disponível em: [https://www.ipece.ce.gov.br/wp-content/uploads/sites/45/2018/09/Sobral\\_2017.pdf](https://www.ipece.ce.gov.br/wp-content/uploads/sites/45/2018/09/Sobral_2017.pdf). Acesso em: 06 jul. 2022.

ISMAIL, S.; FILDES, R.; AHMAD, R.; WAN, M. A. W.; OMAR, T. The practicality of Malaysia dengue outbreak forecasting model as an early warning system. **Infect Dis Model**. 2022. Doi: 10.1016/j.idm.2022.07.008. Disponível em: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/36091345/>. Acesso em: 05 jul. 2025.

LACAZ, Carlos da Silva; BARUZZI, Roberto G; SIQUEIRA JUNIOR, Waldomiro. Introdução à Geografia Médica do Brasil. **Revista do Instituto de Medicina Tropical de São Paulo**. São Paulo: 1973. Disponível em: <https://revistas.usp.br/rimtsp/article/view/200768>. Acesso em: 17 jul. 2025.

LIMA JÚNIOR, A. F.; ALVES, J. R.; SILVA, J. F.; MAGALHÃES, G. B.; Fortaleza/CE: dinâmica espacial e temporal da dengue na metrópole cearense. MENDONÇA, Francisco (org.). **A dengue no Brasil:** uma perspectiva geográfica. Curitiba: CRV, 2021.

LEE, S. A.; ECONOMOU, T.; DE CASTRO CATÃO, R.; BARCELLOS, C.; LOWE, R. The impact of climate suitability, urbanisation, and connectivity on the expansion of dengue in 21st century Brazil. **PLOS Neglected Tropical Diseases**, San Francisco, v. 15, n. 12, 2021. Doi: <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0009773>. Disponível em: <https://journals.plos.org/plosntds/article?id=10.1371/journal.pntd.0009773>. Acesso em: 21 jul. 2025.

LYRA, A. A.; ARRAUT, J. M. Um estudo sinótico e da estrutura vertical de um Vórtice Ciclônico de Altos Níveis (VCAN) em janeiro de 2016. **Revista Brasileira de Meteorologia**, São Paulo, v. 36, n. 1, p. 113–128, 2021. DOI: 10.1590/0102-7786361007. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/rbmet/a/VN8PMMvpXjXqM9KCvzTGXVS/>. Acesso em: 15 jul. 2025.

LIU, K.; ZHANG, M.; XI, G.; DENG, A.; SONG, T.; LI, Q. Enhancing fine-grained intra-urban dengue forecasting by integrating spatial interactions of human movements between urban regions. **PLoS Negl Trop Dis.** Disponível em: <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0008924>. Acesso em: 20 dez. 2021.

LOPES, N.; NOZAWA, C.; LINHARES, R. E. C. Características gerais e epidemiologia dos arbovírus emergentes no Brasil. **Revista Pan-Amazônica de Saúde**, v. 5, n. 3, p.55-64, 2014.

MACHADO, M. D.; LOTUFO NETO, N.; DA SILVA LOTUFO, J.B.; DOS SANTOS, L.O.F.; BIUDES, M.S. Spatiotemporal Dengue Fever Incidence Associated with Climate in a Brazilian Tropical Region. **Geographies**, Basel, v. 3, n. 4, p. 577–593, 2023. Doi: <https://doi.org/10.3390/geographies3040035>. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2673-7086/3/4/35>. Acesso em: 21 jul. 2025.

MAGALHÃES, Gledson Bezerra. **Clima e saúde:** relações entre os elementos atmosféricos e a Dengue na região metropolitana de Fortaleza. Dissertação. (Mestrado em Geografia). Fortaleza: Universidade Federal do Ceará, 2011. 174p.

MAGALHÃES, Gledson Bezerra. **Comportamento espaço-temporal da Dengue e sua relação com os elementos atmosféricos e socioeconômicos em Fortaleza/CE.** Tese. (Doutorado em Geografia). Fortaleza: Universidade Federal do Ceará, 2014. 264p.

MANIERO, V. C. et al. Dengue, Chikungunya e zika vírus no Brasil: situação epidemiológica, aspectos clínicos e medidas preventivas. **Almanaque multidisciplinar de pesquisa**, v. 1, n. 1, 2016.

MANNING, Christopher D. **Computational Linguistics and Deep Learning.** v. 41, n. 4, p. 701–707, dez. 2015. Doi: 10.1162/COLI\_a\_00239. Disponível em: [aclanthology.org](http://aclanthology.org). Acesso em: 02 jul. 2025.

MASSON, VALÉRY. ET AL. **City-descriptive input data for urban climate models:** model requirements, data sources and challenges, *Urban Climate*. 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2019.100536>. Acesso em: 05 jan. 2022.

MATTIOLI, F. E. R.; ANDRADE, R. B.; ESTÉVEZ, E. T. Predição de casos de dengue utilizando redes neurais artificiais. **Revista FACTHUS**, Uberaba, v. 1, n. 2, p. 1–10, 2017. Disponível em: <https://www.scribd.com/document/853211414>. Acesso em: 03 jul. 2025.

MELO, Adayana Maria Queiroz de. **Simulações de linhas de instabilidade continentais e a formação de correntes de densidade superficiais ricas em ozônio.** Dissertação (Mestrado em Ciências Ambientais). Belém: Universidade Federal do Pará, 2018.

MELO, Davidson Lima de. **Conexão dos sistemas frontais meridionais com a ZCIT sobre o nordeste brasileiro.** Dissertação (Mestrado em Meteorologia). Maceió: Universidade Federal de Alagoas, 2023.

MENDONÇA, Francisco; DANNI-OLIVEIRA, Inês Moresco. **Climatologia:** noções básicas e climas do Brasil. São Paulo: Oficina de Textos, 2007.

MENDONÇA, Francisco. Aspectos da interação Clima-Ambiente-Saúde Humana: da Relação sociedade-Natureza À(In)Sustentabilidade Ambiental. **RA'EGA**, n. 4, p. 85-99. Curitiba: Editora da UFPR, 2000. Disponível em: <https://revistas.ufpr.br/raega/article/view/3341/2677>. Acesso em: 22 jan. 2021.

MENDONÇA, Francisco. Geografia Socioambiental. In: **Terra Livre**. n.16. p. 139-158. 2001.

MENDONÇA, F.; MONTEIRO, C. A. F. (orgs.). **Clima Urbano.** 2. ed. São Paulo: Contexto, 2020.

MENDONÇA, Francisco (org). **A Dengue no Brasil:** uma perspectiva geográfica. Curitiba: CRV, 2021.

MITTELMANN, Munyque; SOARES, Daniel Gomes. Previsão de casos de dengue no município de Guarulhos com redes neurais artificiais multicamadas e recorrentes. **Revista de Informática Aplicada**, Fortaleza, v. 13, n. 2, p. 68–74, 2017.

MONNAKA, Vitor U.; OLIVEIRA, Carlos A. C. Google Trends correlation and sensitivity for outbreaks of dengue and yellow fever in the state of São Paulo. **Einstein**, São Paulo. 2021. Doi: [https://doi.org/10.31744/einstein\\_journal/2021AO5969](https://doi.org/10.31744/einstein_journal/2021AO5969). Disponível em: <https://www.scielo.br/j/eins/a/wN3bTDfRDb7Y9LqYvWj8Tzh/>. Acesso em: 22 jul. 2025.

MONTEIRO, C. A. F. **Teoria e Clima Urbano.** São Paulo: IGOG/USP, 1976.

MORAIS, Michelyne Duarte Coutinho de; GAN, Manoel Alonso. **Vórtice ciclônicos em altos níveis sobre o Nordeste do Brasil.** CPTEC/INPE, São Paulo, Brasil. 2016. Disponível em: <http://climanalise.cptec.inpe.br/~rclimanl/revista/pdf/30anos/moraisegan.pdf>. Acesso em: 15 jul. 2025.

MOTA, G. V.; GANDU, A. W. Análise de distúrbios ondulatórios de leste que afetam o nordeste brasileiro: um estudo de caso. In: IX CONGRESSO BRASILEIRO DE METEOROLOGIA, 1996, Campos do Jordão. **Anais** [...] Campos do Jordão: USP, 1994.

MUNIZ, Francisco Gerson Lima; CARACRISTI, Isorlanda. Caracterização climática da cidade de Sobral/CE a partir de dados oficiais. **OKARA: Geografia em debate**, João Pessoa, v. 17, n. 1, p. 77-88, 2023. Disponível em: <http://www.okara.ufpb.br>. Acesso em: 07 jul. 2025.

NASCIMENTO, E. O.; COSTA, R. G.; OLIVEIRA, L. N. Redes neurais artificiais aplicadas na correlação entre óbitos de dengue, automedicação e fatores abióticos em Goiânia-Goiás. **Scientia Plena**, v. 13, n. 03, 2017. Doi: 10.14808/sci.plena.2017.039902. Disponível em: <https://www.scientiaplena.org.br>. Acesso em: 04 jul. 2025.

NEVES, D. J. D.; ALCÂNTARA, C. R.; SOUZA, E. P. Estudo de Caso de um Distúrbio Ondulatório de Leste sobre o Estado do Rio Grande do Norte, Brasil. **Revista Brasileira de Meteorologia**, São Paulo, v. 31, n. 4, p. 490–505, dez. 2016. Doi: 10.1590/0102-778631231420150075. Disponível em: [https://www.researchgate.net/publication/311215627\\_Estudo\\_de\\_Caso\\_de\\_um\\_Disturbio\\_Ondulatorio\\_de\\_Leste\\_sobre\\_o\\_Estado\\_do\\_Rio\\_Grande\\_do\\_Norte\\_-Brasil](https://www.researchgate.net/publication/311215627_Estudo_de_Caso_de_um_Disturbio_Ondulatorio_de_Leste_sobre_o_Estado_do_Rio_Grande_do_Norte_-Brasil). Acesso em: 05 jul. 2025.

NUNES, B. B.S.; MENDES, P. C. Clima, ambiente e saúde: um resgate histórico. **Caminhos de Geografia**, Uberlândia, v. 13, n. 42, p. 258–269, jun. 2012. Doi: 10.14393/RCG134217840. Disponível em: <https://seer.ufu.br/index.php/caminhosdegeografia/article/view/17840>. Acesso em: 17 jul. 2025.

ORGANIZAÇÃO MUNDIAL DA SAÚDE. Dengue guidelines for diagnosis, treatment, prevention and control. New Edition, 2016. Disponível em: [https://apps.who.int/iris/bitstream/handle/10665/44188/9789241547871\\_eng.pdf?sequence=1&isAllowed=y](https://apps.who.int/iris/bitstream/handle/10665/44188/9789241547871_eng.pdf?sequence=1&isAllowed=y). Acesso em: 26 ago. 2020.

PANJA, M.; CHAKRABORTY, T.; NADIM, S. S.; GHOSH, I.; KUMAR, U.; LIU, N. An ensemble neural network approach to forecast Dengue outbreak based on climatic condition. **Chaos, Solitons & Fractals**, v. 169, p. 113–124, jan. 2023. Doi: 10.1016/j.chaos.2022.113124. Disponível em: [https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0960077923000255?utm\\_source=chatgpt.com](https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0960077923000255?utm_source=chatgpt.com). Acesso em: 05 jul. 2025.

PORTO, B.; GURGEL, H.; CATÃO, R. As dimensões do ensino de Geografia da Saúde no Brasil. **Estrabão**, v. 3, p. 16-28, 2022. Doi: 10.53455/re.v3i.27. Disponível em: [file:///home/chronos/u-800967dbec6fcf603fed61f1beac6f2c95d28894/MyFiles/Downloads/AsdimensoesdoensinodegeografiadasaudenoBrasilBrunoLofranoPortoHelenGurgelRafaelCataodocx-2021-12-15-19-58+\(1\).pdf](file:///home/chronos/u-800967dbec6fcf603fed61f1beac6f2c95d28894/MyFiles/Downloads/AsdimensoesdoensinodegeografiadasaudenoBrasilBrunoLofranoPortoHelenGurgelRafaelCataodocx-2021-12-15-19-58+(1).pdf). Acesso em: 17 jul. 2025.

QU, Y.; SHI, X.; WANG, Y.; LI, R.; LU, L.; LIU, Q. Effects of socio-economic and environmental factors on the spatial heterogeneity of dengue fever investigated at a

fine scale. **Geospat Health.** 2018. Doi: 10.4081/gh.2018.682. Disponível em: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/30451470/>. Acesso em: 06 jul. 2025.

RAMADONA, AL.; LAZUARDI L.; HII, YL.; HOLMNER, Å.; KUSNANTO, H.; ROCKLOV, J. Prediction of Dengue Outbreaks Based on Disease Surveillance and Meteorological Data. **PLoS ONE 11(3).** 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0152688>. Acesso em: 05 jul. 2025.

REIS, S. D. S.; BOTTCHER, L.; NOGUEIRA, J. P. C.; SOUSA, G. S.; LIMA NETO, A. S.; HERMANN, H. J.; ANDRADE JUNIOR, J. S. Spatio-temporal characteristics of dengue outbreaks. 2020. **Physics.** Disponível em: <https://arxiv.org/abs/2006.02646>. Acesso em: 22 jul. 2025.

RIBEIRO, Helena. (org.). **Geoprocessamento e saúde:** muito além de mapas. Barueri, SP: Manole, 2017.

RIBEIRO, R. M. R.; VITORINO, M. I.; MOURA, M. N.; SODRÉ, G. R. C. Distúrbio Ondulatório de Leste sobre a costa da Amazônia Oriental: um estudo de caso sinótico. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 17, n. 04, p. 1261–1276, 2024. Doi: 10.26848/rbgf.v17.4.p1261-1276. Disponível em: <https://www.rbgf.org/index.php/rbgf/article/view/2915>. Acesso em: 15 jul. 2025.

ROMERO-ALVAREZ, D., PARIKH, N.; SALAM, A.; FARIA, N. R.; RODRIGUEZ-MORALES, A. J.; BOGOCH, I. I.; KRAEMER, M. U. G.; BROWNSTEIN, J. S. Google Health Trends performance reflecting dengue incidence for the Brazilian states. **BMC Infectious Diseases.** v. 20, n. 1, p. 1–11, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1186/s12879-020-04957-0>. Disponível em: <https://bmccentres.biomedcentral.com/articles/10.1186/s12879-020-04957-0>. Acesso em: 21 jul. 2025.

SANTOS, Flávia de Oliveira. Geografia médica ou Geografia da saúde? Uma reflexão. **Caderno Prudentino de Geografia**, Presidente Prudente, n. 32, v. 1, p. 41–51, jan./jun. 2010. Disponível em: <file:///home/chronos/u-800967dbec6fc603fed61f1beac6f2c95d28894/MyFiles/Downloads/cadernoprudentino,+4.CPG32A-5.pdf>. Acesso em: 17 jul. 2025.

SEBASTIANELLI, A.; SPILLER, D.; CARMO, R. et al. A reproducible ensemble machine learning approach to forecast dengue outbreaks. **Sci Rep.** 2024. Disponível em: <https://www.nature.com/articles/s41598-024-52796-9#Abs1>. Acesso em: 02 ago. 2025.

SHAIKH, M. S. G.; SURESHKUMAR, B.; NARANG, G. Development of optimized ensemble classifier for dengue fever prediction and recommendation system. **Biomedical Signal Processing and Control**, v. 85, 2023. Doi: 10.1016/j.bspc.2023.104809. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1746809423002422?via%3Dhub>. Acesso em: 05 jul. 2025.

SHAMSUDDIN, R. M.; RAHMAN, N. A.; RAHMAN, S. A. S. A. Analysis of dengue Cases In Johor State, Malaysia. **Proceedings of the 1st Master Project Symposium on Systems Engineering and Professional Science.** Disponível em: <https://razak.utm.my/master-project/wp-content/uploads/sites/234/2016/02/Proceedings-1st-MP-SEPS-PartA.pdf#page=35>. Acesso em: 12 mar. 2021.

SILVA DIAS, M. A. F. Sistemas de mesoescala e previsão de tempo a curto prazo. **Revista Brasileira de Meteorologia.** v. 2. p. 133-150, 1987.

SILVA, G. H. S. da; DIAS JUNIOR, C. Q.; COHEN, J. C. P.; WOLFF, S. A. Linhas de instabilidade na região amazônica e o transporte de gases próximo à superfície durante a ocorrência de Downdraft. **Ciência e Natura**, Santa Maria, v. 45, n. esp. 2, 2023. Doi: <https://doi.org/10.5902/2179460x81657>. Disponível em: <https://periodicos.ufsm.br/cienciaenatura/article/view/81657>. Acesso em: 09. jul. 2025.

SILVA, Kécia Maria Roberto da. **Climatologia das brisas marítima e terrestre no Estado de Alagoas**. Dissertação (Mestrado em Meteorologia) – Programa de Pós-Graduação em Meteorologia, Universidade Federal de Alagoas, Maceió, 2022.

SIQUEIRA JUNIOR, J. B.; MASSAD, E.; LOBAO-NETO, A; KASTNER, R.; OLIVER, L.; GALLAGHER, E. Epidemiology and costs of dengue in Brazil. **International Journal of Infectious Diseases**, v. 122, p. 521–528, 2022. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijid.2022.03.058> (S1201-9712(22)00383-6). Disponível em: [https://www.ijidonline.com/article/S1201-9712\(22\)00383-6/fulltext](https://www.ijidonline.com/article/S1201-9712(22)00383-6/fulltext). Acesso em: 21 jul. 2025.

SOARES, Beatriz Ribeiro. Cidade Média: anotações preliminares. **IBGE - II Encontro Nacional de Produtores e Usuários de Informações Sociais, Econômicas e territoriais**, 2006. Disponível em: [https://www.ibge.gov.br/confest\\_e\\_confege/pesquisa\\_trabalhos/arquivosPDF/M593\\_01.pdf](https://www.ibge.gov.br/confest_e_confege/pesquisa_trabalhos/arquivosPDF/M593_01.pdf). Acesso em 26 abr. 2021.

SOBRAL. Secretaria do Urbanismo e Meio Ambiente. Plano de arborização urbana do município de Sobral. Sobral: SEUMA, 2018. Disponível em: [https://seuma.sobral.ce.gov.br/media/com\\_download/files/20180831160810.pdf](https://seuma.sobral.ce.gov.br/media/com_download/files/20180831160810.pdf). Acesso em: 07 jul. 2025.

SOUZA, E. S.; SANT'ANNA NETO, J. A. Geografia da saúde e climatologia médica: ensaios sobre clima e vulnerabilidade. **Hygeia – Revista Brasileira de Geografia Médica e da Saúde**, Uberlândia, v. 7, n. 13, p. 87–106, 2011. Disponível em: <https://seer.ufu.br/index.php/hygeia/article/view/16891/9307>. Acesso em: 16 jul. 2025.

SUDENE. SUPERINTENDÊNCIA DO DESENVOLVIMENTO DO NORDESTE. **Delimitação do Semiárido – 2021: Relatório Final**. Recife: SUDENE, 2021. Disponível em: <https://www.gov.br/sudene/pt-br>. Acesso em: 05 jul. 2025.

STEINKE, E. T.; STEINKE, V. A.; GURGEL, H. Brasília/DF: distribuição espacial, clima urbano e dengue na capital do Brasil. MENDONÇA, F. (org.). **A Dengue no Brasil: uma perspectiva geográfica**. Curitiba: CRV, 2021.

STRINI, Edward José; TINÓS, Renato; PASSOS, Afonso D. C. **Previsão da incidência de dengue por meio de redes neurais artificiais**. (Monografia). Ribeirão Preto: Universidade de São Paulo, 2006.

TEURLAI, M.; MENKÈS, C.; CAVARERO, V.; DEGALLIER, N.; DESCLOUX, E. GRANGEON, J.; GUILLAUMOT, L.; LIBOUREL, T.; LUCIO, P.; MATHIEU-DAUDÉ, F. MANGEAS, M. Socio-economic and Climate Factors Associated with Dengue Fever

Spatial Heterogeneity: A Worked Example in New Caledonia. **PLoS Negl Trop Dis.** 2015. Disponível em: <https://journals.plos.org/plosntds/article?id=10.1371/journal.pntd.0004211>. Acesso em: 06 jul. 2025.

NOAA. National Oceanic and Atmospheric Administration – NOAA. El Nino winter and summer impacts. Disponível em: [https://www.pmel.noaa.gov/elnino/sites/default/files/thumbnails/image/Nino\\_winterandsummer\\_620\\_from\\_climate.gov\\_.jpg](https://www.pmel.noaa.gov/elnino/sites/default/files/thumbnails/image/Nino_winterandsummer_620_from_climate.gov_.jpg). Acesso em: 16 jul. 2025.

NOAA. National Oceanic and Atmospheric Administration – NOAA. La Niña winter and summer impacts. Disponível em: [https://www.pmel.noaa.gov/elnino/sites/default/files/thumbnails/image/Nina\\_winterandsummer\\_620\\_from\\_climate.gov\\_.jpg](https://www.pmel.noaa.gov/elnino/sites/default/files/thumbnails/image/Nina_winterandsummer_620_from_climate.gov_.jpg). Acesso em: 16 jul. 2025.

VASCONCELOS, P.F. Doença pelo vírus zika: um novo problema emergente nas Américas? **Rev Pan-Amazônica de Saúde**, Ananindeua, v. 6, n. 2, 2015.

VAZ, Dirley dos Santos. Algumas considerações sobre a Geografia Médica e da Saúde, novas perspectivas para a Geografia brasileira. **Hygeia - Revista Brasileira de Geografia Médica e da Saúde**, Uberlândia, v. 6, n. 11, p. 6–16, dez. 2010. Disponível em: <http://www.hygeia.ig.ufu.br/>. Acesso em: 17 jul. 2025.

VERNAL, S.; COSTA, C. A.; SALGADO, M. G.; GONÇALVES, M. L. N.; DUTRA, D. A. Geoclimatic, demographic and socioeconomic characteristics related to dengue outbreaks in Southeastern Brazil: an annual spatial and spatiotemporal risk model over a 12-year period. **Revista do Instituto de Medicina Tropical de São Paulo**, São Paulo, v. 63, 2021. Doi: <https://doi.org/10.1590/S1678-9946202163070>. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/rimtsp/a/5nVGmhQw94jJgbGypZt977S/>. Acesso em: 21 jul. 2025.

WULANDARI, A. A.; PERTUAK, A. C.; RAKUASA, H. Climate change and its impact on human health: a medical geography perspective. **Journal of Health Science and Medical Therapy**, v. 1, n. 2, p. 80–90, set. 2023. Disponível em: <https://doi.org/10.59653/jhsmt.v1i02.279>. Acesso em: 16 jul. 2025.

YANG, J.; SHEN, Z.; DONG, X.; SHANG, X.; LI, W.; XIONG, G. The prediction of the epidemic trend of COVID-19 using neural networks. **IFAC-PapersOnLine**, v. 53, n. 5, p. 857-862, 2020. Doi: [10.1016/j.ifacol.2021.04.182](https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2021.04.182). Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405896321003293?via%3Dihub>. Acesso em: 05 jul. 2025.

ZHAO, N.; CHARLAND, K.; CARABALI, M.; NSOESIE, E.; MAHEU-GIROUX, M.; REES, E. et al. Machine learning and dengue forecasting: comparing random forests and artificial neural networks for predicting dengue burden at national and sub-national scales in Colombia. **PLoS Negl Trop Dis.** Disponível em: <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0008056>. Acesso em: 05 jul. 2025.