



Revista Brasileira de Geografia Física

Homepage: <https://periodicos.ufpe.br/revistas/rbgf>



Vulnerabilidade e Mudanças Climáticas: Análise Socioambiental para o Estado de Sergipe

Wanda Tathyana de Castro Silva¹, Daniella Vivas Gonçalves²

¹Mestre em Meteorologia pelo Instituto de Ciências Atmosféricas - ICAT, da Universidade Federal de Alagoas - UFAL, cidade de Maceió-AL, Brasil, email: wandatathyana@gmail.com; ² Secretária de Estado do Meio Ambiente, Sustentabilidade e Ações Climáticas-SEMAC/SE, e-mail: danyellagoncalves@hotmail.com

Artigo recebido em 19/09/2023 e aceito em 12/12/2023

RESUMO

O termo vulnerabilidade tem sido utilizado com mais frequência, visando os efeitos das mudanças do clima sobre a sociedade e têm origem em diferentes causas, e sua análise deve levar em consideração os contextos cultural, econômico e social de uma população. Neste contexto, a presente pesquisa visa contribuir para análise da vulnerabilidade no Estado de Sergipe, com vistas à redução dos efeitos causados pelas mudanças climáticas e sociais. Para tanto, se aplicou o Índice de Vulnerabilidade Geral (IVG), com base em indicadores, epidemiológicos e climáticos no período de 2008 a 2022 e os socioeconômicos no decorrer do último censo do IBGE que foi realizado no ano de 2010. Os resultados mostram que o município de Aracaju apresentou o maior valor de IVG (0,44), com alta vulnerabilidade, apresentando o maior índice de vulnerabilidade epidemiológica (1,00) e um dos mais baixos índices de vulnerabilidade climática (0,23) e o mais baixo índice socioeconômico (0,08). Em contrapartida o município de Cumbe apresentou uma baixa vulnerabilidade, com o valor do IVG (0,08), explicada pelo valor mínimo do índice de vulnerabilidade climática (0,09) e baixos índices de vulnerabilidade epidemiológica (0,00) e socioeconômica (0,13). O estudo permite localizar espacialmente áreas mais vulneráveis, enfatizando a importância destas ferramentas para guiar alocação de recursos, formulação e implementação de políticas públicas mais adequadas.

Palavras-Chave: Análise de vulnerabilidade, Clima, Aracaju, Risco.

Vulnerability and Climate Change: Socio-environmental Analysis for the State of Sergipe

ABSTRACT

The term vulnerability has been used more frequently, aiming at the effects of climate change on society and having different causes, and its analysis must take into account the cultural, economic and social contexts of a population. In this context, this research aims to contribute to the analysis of vulnerability in the State of Sergipe, with a view to reducing the effects caused by climate and social changes. For this purpose, the General Vulnerability Index (GVI) was applied, based on epidemiological and climatic indicators in the period from 2008 to 2022 and socioeconomic indicators during the last IBGE census, which was carried out in 2010. The results show that the municipality of Aracaju had the highest IVG value (0.44), with high vulnerability, with the highest epidemiological vulnerability index (1.00) and one of the lowest climate vulnerability index (0.23) and the lowest socioeconomic index (0.08). On the other hand, the municipality of Cumbe showed a low vulnerability, with the value of the IVG (0.08), explained by the minimum value of the climate vulnerability index (0.09) and low levels of epidemiological vulnerability (0.00) and socioeconomic (0.13). The study makes it possible to spatially locate the most vulnerable areas, emphasizing the importance of these tools to guide resource allocation, formulation and implementation of more appropriate public policies.

Keywords: Vulnerability Analysis, Climate, Aracaju, Risk.

Introdução

As mudanças climáticas estão entre os principais desafios enfrentados pelos países no século XXI (Ripple et al., 2017). O fenômeno pode impactar a composição, a resiliência ou a produtividade de ecossistemas naturais e gerenciados, a operação de sistemas socioeconômicos ou a saúde humana e o bem-estar das populações. Um dos setores mais vulneráveis e que potencialmente sofrerá os maiores impactos negativos é a agricultura, sobretudo de países em desenvolvimento (Tol, 2018).

Os efeitos da perda de produtividade agrícola sobre o bem-estar humano dependerão em grande parte da capacidade de os agentes econômicos se adaptarem, ou seja, de se ajustarem às novas necessidades impostas pelos cenários climáticos futuros (Cunha et al., 2015; Haddad et al., 2013). Disponibilidade de informação, novas tecnologias, instituições eficientes, facilidade de acesso a mercados de bens, serviços e oportunidades de financiamento aumentam o sucesso dessa empreitada, mas são justamente esses pontos que os países em desenvolvimento se encontram mais deficientes (Herz et al. e Lobell, 2014). Soma-se a isso o fato de que tais países têm sua economia com expressiva dependência da atividade agrícola e estão localizados em regiões onde as condições climáticas já se aproximam dos limites tolerados pelas plantas e pelos animais.

Todas essas questões possuem especial importância na região Nordeste do Brasil, para a qual são esperados cenários futuros de mudanças climáticas severas, com grandes aumentos da temperatura e da variabilidade da precipitação. Trata-se, portanto, de grande desafio, em especial para os pequenos agricultores, cujo potencial de lidar com os impactos adversos das alterações do clima é baixo (Lindoso et al., 2014). As mudanças climáticas esperadas podem ampliar ainda mais a vulnerabilidade desses agricultores que, historicamente, enfrentam intensas dificuldades em termos ambientais e sociais e, desse modo, ampliar as desigualdades regionais (De-laizeri et al., 2018).

Considerando as expectativas do Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas (Intergovernmental Panel on Climate Change—IPCC) acerca do aumento dos níveis globais de exposição às mudanças climáticas, é vital mapear a vulnerabilidade regional com vistas a diminuir a sensibilidade e a aumentar a capacidade adaptativa

dos agricultores. A adaptação, quando efetivamente desenvolvida, minimiza prejuízos e perdas resultantes de eventos climáticos extremos e das mudanças climáticas em geral, aumentando a resiliência dos sistemas. Dessa forma, o entendimento da vulnerabilidade e de como a adaptação é desencadeada é essencial para que se encorajem mais iniciativas por parte do Poder Público e dos agricultores.

Sergipe localiza-se na região Nordeste do Brasil e tem 21.918,5 km² de extensão territorial, o que equivale a 0,26% do território nacional e 1,4% da região. Limita-se ao norte com o estado de Alagoas, cuja divisão natural é o rio São Francisco; ao sul e a oeste com o estado da Bahia e a leste com o oceano Atlântico (França e Cruz, 2007). Possui 75 municípios, sendo Aracaju, capital do estado, concentra as melhores taxas e indicadores de desenvolvimento em Sergipe. O clima é o Tropical Atlântico, dado pela localização do estado, situado entre os trópicos e muito próximo ao mar. Ao todo, quatro sistemas meteorológicos atuam sobre o território sergipano: Alísios de Sudeste, Frente Polar Atlântica (FPA), Sistema Equatorial Continental (SEC) e Zona de Convergência Intertropical (ZCIT). Junto a eles, fatores como a proximidade com o mar, a pouca influência morfológica e a continentalidade influenciam nas condições meteorológicas do estado.

Neste contexto, é importante o desenvolvimento de estudos que correlacionem metodologias visando mensurar a vulnerabilidade socioambiental, atrelada a componente climática (alto índice de precipitação) e a social (alta densidade demográfica), tendo ambas caráter interdisciplinar (Iwama et al., 2016). A exemplo, vários autores como Deschamps et al. (2009), Alves (2009) e Almeida (2010) desenvolveram pesquisas e metodologias com uso de índices e indicadores para tentar medir o grau de vulnerabilidade socioambientais nos centros urbanos, considerando essas áreas como fontes de pesquisa para estes estudos, pois provocam a concentração de grandes contingentes populacionais, econômicos e ambientais em pequenos espaços urbanos.

O objetivo desse estudo foi mensurar por meio do Índice de Vulnerabilidade Geral (IVG) a vulnerabilidade no Estado de Sergipe, com base em indicadores socioeconômicos, epidemiológicos e climáticos. Considerando que a ocorrência de eventos extremos de precipitação nos municípios do Estado, pode elevar os índices de vulnerabilidades em suas múltiplas facetas,

deixando a sociedade mais exposta aos riscos socioeconômicos, epidemiológicos e climáticos, provocando mudança na relação sociedade-natureza e nos indicadores socioambientais.

Material e métodos

Localização da Área de Estudo

A pesquisa abrange o Estado de Sergipe que está localizado no Nordeste do Brasil, nas coordenadas 10° 55' 56" de latitude sul e 37° 04' 23" de longitude oeste (Figura 1).



Figura 1. Localização da área em estudo: Estado de Sergipe.

O Estado de Sergipe é o menor Estado do Brasil formado por setenta e cinco (75) municípios: Estes municípios compreendem uma área territorial de 21.938,188 km², com população estimada em 2.338.474 habitantes e densidade demográfica de 94,35 hab/km² (IBGE, 2010). Está localizado na região Nordeste do Brasil, sendo fronteiro ao Estado de Alagoas ao norte e Bahia ao sul.

Dentre os 75 municípios do Estado, 17 encontram-se dentro da área denominada semiárido brasileiro ou polígono das secas. Os municípios assim designados têm registros anuais de chuvas abaixo de 800 mm, índice de aridez calculado em até 0,5 e risco de seca superior a 60% (SUDENE, 2018).

O Estado apresenta altos índices de vulnerabilidade social, com um total de 63,3% de sua população tendo rendimentos mensais de até um salário-mínimo e 48,9% não chegando a completar o ensino fundamental (IBGE, 2010).

No Estado de Sergipe se configura em termos climáticos os divisores naturais da escala regional e cujos significados etimológicos reproduzem: Semiárido, Agreste e Litoral.

No litoral temos o predomínio do clima do tipo As, portanto caracterizado como tropical com verões secos, temperaturas médias superiores a 18°C e precipitações anuais superiores a 800 mm. Em direção ao interior do estado, temos a área de clima semiárido quente do tipo BSh, com chuvas entre 200 e 750 mm anuais concentradas em poucos períodos do ano (meses de maio a julho), pouca nebulosidade, altos níveis de radiação solar e baixa umidade relativa do ar (Pinto, 1985).

Para a elaboração da atual pesquisa foram utilizados dados pluviométricos mensais obtidos a partir do produto MSWEP (Precipitação de Conjunto Ponderado de Fontes Múltiplas), onde o mesmo utiliza dados de precipitação global com

resolução de 0,1° a cada 3 horas, disponível de 1979 a ~3 horas em tempo real.

O produto é único porque combina dados de medição, satélite e reanálise para obter as estimativas de precipitação da mais alta qualidade em todos os locais, para este estudo foi utilizado dados do período de 2008 a 2022 e estão disponíveis no site <http://www.gloh2o.org/mswep/>.

Já os socioeconômicos foram obtidos decorrentes do censo demográfico 2010, são disponibilizados pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2010) e os dados epidemiológicos do Sistema de Informações Hospitalares (SIH/DATASUS). As análises foram realizadas utilizando o software RStudio para elaboração dos mapas.

Índice de Vulnerabilidade Geral (IVG)

O IVG foi apresentado no Brasil pelo Ministério de Ciência e Tecnologia e publicado em 2005 em um relatório com o resultado de três anos de pesquisas executadas pela Fundação Oswaldo Cruz (Fiocruz) (Brasil, 2005).

Para a análise da vulnerabilidade socioambiental foi utilizado o Índice de Vulnerabilidade Geral (IVG), o mesmo agrega diferentes variáveis e associa a cada município do Estado e faz o estudo de uma medida comparativa (valor numérico) com respeito a sua vulnerabilidade frente às mudanças climáticas ocorridas na última década. O IVG trabalha com a relação das três principais dimensões da vulnerabilidade socioambiental: socioeconômica (IVSE), epidemiológica (IVE) e climática (IVC). Trata-se, portanto, de um índice composto que agrega o IVG e é construído pela média aritmética de três índices citados acima: o IVSE (Índice de Vulnerabilidade Socioeconômica), o IVE (Índice de Vulnerabilidade Epidemiológica) e o IVC (Índice de Vulnerabilidade Climática), conforme a Equação 1 abaixo.

$$\text{Tipo 1: } IVG = \frac{IVSE + IVE + IVC}{3} \quad (1)$$

O índice de vulnerabilidade faz uma avaliação quantitativa, levando em consideração os três índices (IVSE, IVE e IVC), de modo que seu valor varie entre 0 e 1, onde o valor 0 identifica menor vulnerabilidade e o valor 1 maior vulnerabilidade (BRASIL, 2005; Confalonieri et al., 2009).

Índice de Vulnerabilidade Socioeconômica (IVSE)

O IVSE foi desenvolvido com o objetivo de correlacionar vários indicadores socioeconômicos num indicador sintético. Estes indicadores têm como objetivo concentrar o maior número de informação numa única variável, permitindo comparar elementos, indivíduos ou unidades tanto a nível transversal como temporal. A construção do IVSE consiste em quatro etapas:

Primeira etapa: selecionar os indicadores utilizados e agrupá-los em dimensões. Neste trabalho foram considerados 10 (dez) indicadores distribuídos em 05 (cinco) categorias, cujas definições estão disponíveis no site <http://cidades.ibge.gov.br>, a saber:

- 1 - Demografia: densidade demográfica (hab./km²) e o grau de urbanização (%);
- 2 - Renda: população acima de 10 anos com rendimento mensal de ½ a 1 salário-mínimo (%) e população acima de 10 anos com rendimento mensal de 2 a 3 salários-mínimos (%);
- 3 - Educação: população acima de 10 anos de idade sem instrução e ensino fundamental incompleto (%) e população acima de 10 anos de idade com ensino médio completo e ensino superior incompleto (%);
- 4 - Saneamento: domicílios que possuem e não possuem abastecimento de água (%), esgotamento sanitário (%) e coleta de resíduos (%);
- 5 - Saúde: taxa de mortalidade infantil com menos de 01 (um) ano de idade (%) e esperança de vida ao nascer (%).

Segunda etapa: classificar e padronizar os indicadores segundo sua relação com o conceito de vulnerabilidade apresentado neste estudo, de forma que seus valores variem entre 0 e 1. Se o valor alto do indicador representa uma situação de menor vulnerabilidade, deve-se utilizar a equação tipo 1. Se o valor baixo do indicador representa uma situação de menor vulnerabilidade, deve-se utilizar a equação tipo 2. Nesta etapa tende-se a desconsiderar as dimensões dos indicadores, tornando-os adimensionais, a partir das seguintes Equações 2 e 3.

$$\text{Tipo 2: } I_p = \frac{Máximo_I - I_{\text{observado}}}{Máximo_I - Mínimo_I} \quad (2)$$

$$\text{Tipo 3: } I_p = \frac{I_{\text{observado}} - Mínimo_I}{Máximo_I - Mínimo_I} \quad (3)$$

em que:

I_p é cada um dos 10 indicadores analisados;
 $I_{\text{observado}}$ é o valor observado do indicador I ;
 $Mínimo_I$ é o menor valor observado do indicador I ;
e $Máximo_I$ é o maior valor observado I .

Terceira etapa: construir um índice sintético por dimensão (demografia, renda, educação, saneamento e renda), dado pela média aritmética simples dos indicadores analisados.

Quarta etapa: desenvolver o IVSE por meio da média aritmética simples dos resultados das dimensões.

$$(4) \quad IVSE = \frac{\text{Demografia} + \text{Renda} + \text{Educação} + \text{Saneamento} + \text{Saúde}}{5} \quad (4)$$

Índice de Vulnerabilidade Epidemiológica (IVE)

O Índice de Vulnerabilidade Epidemiológica (IVE), foi desenvolvido com o intuito de sintetizar as informações contidas num grupo de três doenças de veiculação hídrica em um único indicador, levando em conta a relação entre clima e surtos de doenças de veiculação hídrica (Patz et al., 2000; Curriero et al., 2001). Neste caso as doenças selecionadas são: Dengue, Leptospirose e Hepatite A. A escolha dessas endemias está relacionada à alta incidência de vetores e casos associados a enchentes e inundações na mesorregião de estudo (Travassos da Rosa et al., 2000; Gonçalves et al., 2016).

Primeira etapa: Escolha dos indicadores a serem utilizados. Nesta etapa, verificam-se, as informações disponíveis e discute-se a forma de agregá-las à informação individual de cada variável no índice. Nesta pesquisa optou-se por: 1 – Número de internação/ Número de internação da mesorregião; 2 – Número de óbitos/ Número de óbitos da mesorregião.

Segunda etapa: Os indicadores selecionados para a construção do IVE foram normalizados de acordo com a equação 5.

$$\text{Tipo 5:} \quad \frac{I_{\text{observado}} - \text{Mínimo}_I}{\text{Máximo}_I - \text{Mínimo}_I} \quad (5)$$

Terceira etapa: A elaboração do índice sintético de cada epidemia por meio da média aritmética simples dos indicadores normalizados. O IVE foi elaborado segundo Santos et al. (2017), que compreendem que as mesmas endemias devem ser postas de formas iguais na verificação do IVE.

Índice de Vulnerabilidade Climática (IVC)

O IVC é apresentado com o objetivo de classificar os municípios conforme o número (%) de meses que apresentam os níveis extremos de precipitação. Em outras palavras, os eventos extremos representam uma maior exposição da sociedade à vulnerabilidade socioeconômica e epidemiológica.

A construção do IVC consiste em duas etapas:

Primeira etapa: Para identificação dos eventos extremos utilizou-se à aplicação do método de box plot ou diagrama de caixas, uma ferramenta utilizada para a identificação dos valores discrepantes (outliers), que considera a assimetria e a variabilidade de um determinado conjunto de dados. Além disso, refere-se a um gráfico que mostra vários pontos relevantes de conjuntos de dados, como por exemplo a dispersão, extensão e a natureza de qualquer desvio em relação à simetria e a identificação de outliers (Montgomery, 2004; Triola, 2005). Para sua construção, é necessário calcular o 1º e o 3º quartis, que representam respectivamente, os valores referentes a 25% e 75% da amostra, e a mediana, correspondente a 50%.

A construção do box plot é feita mediante a colocação dos valores máximos e mínimos ligados por uma caixa construída de valores referentes aos quartis (1º, 3º e mediana). O valor máximo ($V_{\text{máx}}$) é o que se destaca, devido ao seu alto valor de magnitude. Já o mínimo ($V_{\text{mín}}$) é o menor encontrado na série. A mediana trata-se da posição central dos dados, que podem estar distribuídos de forma crescente ou decrescente. Ela está localizada no centro, definida da seguinte maneira: quando os elementos da amostra são ordenados, a mediana é o valor que divide ao meio, isto é, 50% dos elementos da amostra são menores ou iguais à mediana, e os outros 50% são maiores ou iguais (Sena et al., 2017). Destaca-se ainda que os outliers ou pontos discrepantes são valores que se distanciam de quase todos os outros pontos da distribuição (Figura 2) (Triola, 2005).

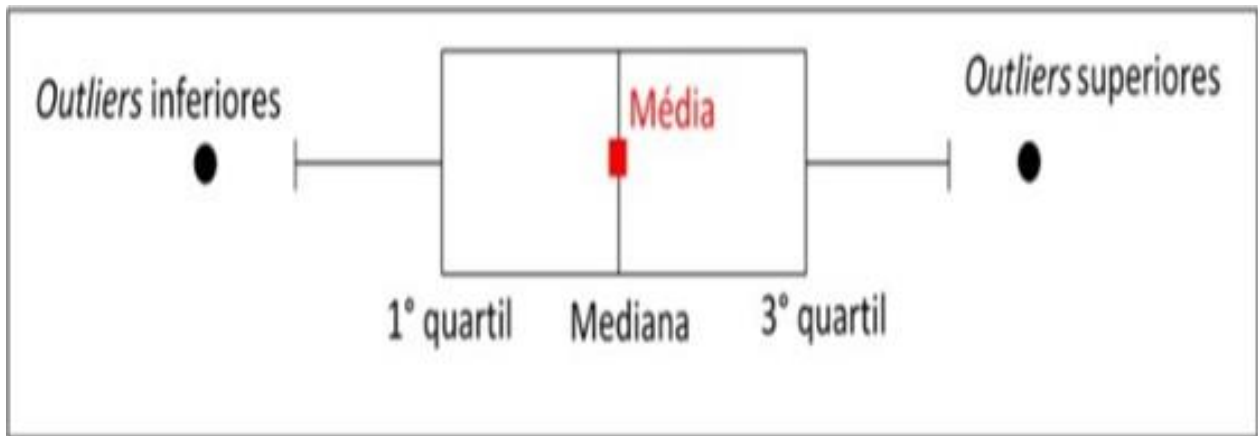


Figura 2. Esquema de interpretação da técnica do box plot. Fonte: Sena et al., 2017.

Após a elaboração do box plot para cada município, foi calculada a porcentagem de eventos extremos/outliers.

Segunda etapa: consideração da porcentagem de meses que apresentam acumulados de precipitação extremos, calculado a partir da seguinte Equação 6.

$$\text{Tipo 6: } IVC = \frac{\text{Pobservada} - \text{Mínimo}}{\text{Máximo} - \text{Mínimo}} \quad (6)$$

em que:

Pobservada refere-se ao valor da porcentagem de meses com precipitação extrema alta; ~~mínimo~~ refere-se ao menor valor observado de meses com precipitação extrema, e Máximo refere-se ao maior valor observado de meses com precipitação extrema.

Análise Estatística

Para a classificação dos índices de vulnerabilidade em alta, média e baixa, utilizou-se a técnica estatística Análise Hierárquica de Cluster, que se fundamenta em um processo de divisão de população heterogênea em vários subgrupos mais homogêneos, procurando associar elementos de dados com base na similaridade entre eles (Zaiane e Oliveira, 2003).

Resultados e discussão

A Tabela 1 mostra os valores dos índices sintéticos de cada dimensão analisada (socioeconômica, epidemiológica e climática), bem como os valores padronizados de cada indicador ou variável que compuseram os referidos índices

Tabela 1. Índices de vulnerabilidade por municípios e indicadores padronizados.

Município	Demografia	Renda	Educação	Saneamento	Saúde	IVSE	Dengue	Leptospirose	Hepatite	IVE	IVC	IVG
Amparo De São Francisco	0,12	0,07	0,16	0,32	0,18	0,17	0,07	0,04	0,00	0,04	0,43	0,21
Aquidabã	0,10	0,07	0,06	0,33	0,17	0,15	0,05	0,00	0,00	0,02	0,86	0,34
Aracaju	0,00	0,35	0,01	0,03	0,01	0,08	1,00	1,00	1,00	1,00	0,23	0,44
Araújo	0,10	0,08	0,13	0,39	0,18	0,18	0,00	0,00	0,00	0,00	0,39	0,19
Areia Branca	0,21	0,05	0,13	0,33	0,15	0,17	0,01	0,00	0,00	0,01	0,37	0,18
Barra Dos Coqueiros	0,13	0,02	0,07	0,20	0,09	0,10	0,01	0,01	0,07	0,03	0,23	0,12
Boquim	0,22	0,06	0,13	0,30	0,16	0,17	0,07	0,01	0,00	0,03	0,36	0,19
Brejo Grande	0,14	0,14	0,20	0,41	0,25	0,23	0,00	0,00	0,00	0,00	0,21	0,15
Campo Do Brito	0,11	0,03	0,06	0,25	0,11	0,11	0,01	0,01	0,00	0,01	0,38	0,17
Canhoba	0,05	0,09	0,15	0,40	0,20	0,18	0,00	0,00	0,00	0,00	0,52	0,23
Canindé De São Francisco	0,05	0,07	0,14	0,35	0,16	0,15	0,00	0,00	0,00	0,00	0,31	0,16
Capela	0,11	0,05	0,12	0,29	0,14	0,14	0,29	0,01	0,00	0,10	0,29	0,18
Carira	0,05	0,05	0,11	0,32	0,15	0,14	0,09	0,00	0,00	0,03	0,30	0,16
Carmópolis	0,05	0,03	0,06	0,24	0,10	0,10	0,00	0,01	0,00	0,01	0,27	0,12
Cedro De São João	0,10	0,04	0,09	0,25	0,14	0,12	0,00	0,00	0,03	0,01	0,38	0,17
Cristinápolis	0,16	0,09	0,11	0,42	0,20	0,20	0,00	0,00	0,05	0,02	0,34	0,18
Cumbe	0,05	0,06	0,11	0,29	0,17	0,13	0,00	0,00	0,00	0,00	0,09	0,08
Divina Pastora	0,09	0,04	0,09	0,34	0,15	0,14	0,02	0,00	0,00	0,01	0,19	0,11
Estância	0,13	0,03	0,09	0,25	0,11	0,12	0,16	0,01	0,06	0,08	0,23	0,14
Feira Nova	0,06	0,09	0,19	0,42	0,19	0,19	0,00	0,00	0,00	0,00	0,33	0,17
Frei Paulo	0,05	0,02	0,07	0,25	0,11	0,10	0,01	0,00	0,00	0,01	0,43	0,18
Gararu	0,04	0,11	0,20	0,38	0,20	0,19	0,00	0,01	0,00	0,01	0,46	0,22
General Maynard	0,23	0,04	0,07	0,20	0,12	0,13	0,00	0,01	0,00	0,01	0,27	0,14
Gracho Cardoso	0,05	0,08	0,15	0,37	0,19	0,17	0,05	0,00	0,00	0,02	0,36	0,18
Ilha Das Flores	0,41	0,15	0,25	0,47	0,25	0,31	0,00	0,00	0,00	0,00	0,26	0,19
Indiaroba	0,12	0,11	0,16	0,36	0,20	0,19	0,00	0,01	0,00	0,01	0,35	0,18
Itabaiana	0,18	0,02	0,07	0,22	0,09	0,12	0,18	0,03	0,03	0,08	0,44	0,21

Itabaianinha	0,16	0,08	0,15	0,38	0,18	0,19	0,10	0,00	0,00	0,04	0,39	0,21
Itabi	0,05	0,06	0,11	0,36	0,17	0,15	0,00	0,00	0,00	0,00	0,65	0,27
Itaporanga D'ajuda	0,09	0,08	0,17	0,30	0,18	0,16	0,10	0,05	0,02	0,06	0,41	0,21
Japaratuba	0,08	0,05	0,10	0,32	0,15	0,14	0,00	0,03	0,03	0,02	0,23	0,13
Japoatã	0,07	0,09	0,16	0,40	0,21	0,19	0,01	0,00	0,01	0,01	0,54	0,24
Lagarto	0,15	0,03	0,09	0,26	0,13	0,13	0,20	0,14	0,05	0,13	0,38	0,21
Laranjeiras	0,29	0,04	0,10	0,25	0,14	0,17	0,02	0,00	0,10	0,04	0,2	0,14
Macambira	0,08	0,05	0,08	0,34	0,17	0,15	0,00	0,00	0,00	0,00	0,40	0,18
Malhada Dos Bois	0,11	0,07	0,16	0,35	0,19	0,17	0,00	0,00	0,00	0,00	0,62	0,27
Malhador	0,20	0,05	0,11	0,32	0,15	0,16	0,02	0,00	0,00	0,01	0,2	0,12
Maruim	0,29	0,05	0,13	0,31	0,14	0,18	0,05	0,00	0,02	0,03	0,32	0,18
Moita Bonita	0,18	0,04	0,09	0,30	0,14	0,15	0,01	0,00	0,00	0,01	0,33	0,16
Monte Alegre De Sergipe	0,06	0,03	0,06	0,31	0,15	0,12	0,00	0,00	0,00	0,00	0,23	0,12
Muribeca	0,18	0,06	0,12	0,34	0,16	0,17	0,00	0,00	0,00	0,00	0,38	0,19
Neópolis	0,12	0,07	0,14	0,35	0,18	0,17	0,01	0,00	0,00	0,01	0,17	0,12
Nossa Senhora Aparecida	0,04	0,08	0,12	0,34	0,16	0,15	0,01	0,00	0,00	0,01	0,35	0,17
Nossa Senhora Da Glória	0,07	0,05	0,10	0,30	0,14	0,13	0,17	0,00	0,03	0,07	0,20	0,13
Nossa Senhora Das Dores	0,09	0,06	0,13	0,33	0,16	0,15	0,01	0,04	0,00	0,02	0,52	0,23
Nossa Senhora DeLourdes	0,15	0,07	0,14	0,29	0,19	0,17	0,00	0,00	0,00	0,00	0,95	0,37
Nossa Senhora DoSocorro	0,00	0,35	0,03	0,07	0,03	0,10	0,32	0,25	0,54	0,37	0,23	0,23
Pacatuba	0,09	0,14	0,19	0,50	0,24	0,23	0,00	0,01	0,01	0,01	0,25	0,16
Pedra Mole	0,05	0,04	0,11	0,29	0,15	0,13	0,00	0,00	0,00	0,00	0,24	0,12
Pedrinhas	0,00	0,09	0,10	0,24	0,16	0,12	0,00	0,00	0,00	0,00	0,36	0,16
Pinhão	0,07	0,03	0,11	0,32	0,16	0,14	0,00	0,00	0,00	0,00	0,34	0,16
Pirambu	0,08	0,08	0,14	0,37	0,17	0,17	0,00	0,00	0,00	0,00	0,30	0,16
Poço Redondo	0,06	0,14	0,21	0,40	0,22	0,21	0,05	0,03	0,00	0,03	0,32	0,18

Poço Verde	0,10	0,07	0,13	0,37	0,17	0,17	0,05	0,01	0,00	0,02	0,35	0,18
Porto Da Folha	0,07	0,12	0,19	0,43	0,21	0,20	0,00	0,00	0,00	0,00	0,29	0,17
Propriá	0,10	0,04	0,09	0,25	0,12	0,12	0,01	0,01	0,02	0,01	0,32	0,15
Riachão Do Dantas	0,09	0,12	0,20	0,46	0,22	0,22	0,05	0,00	0,00	0,02	0,50	0,25
Riachuelo	0,20	0,05	0,11	0,30	0,14	0,16	0,09	0,00	0,06	0,05	0,20	0,14
Ribeirópolis	0,10	0,03	0,08	0,26	0,13	0,12	0,10	0,00	0,00	0,04	0,20	0,12
Rosário Do Catete	0,15	0,04	0,08	0,28	0,13	0,13	0,00	0,00	0,03	0,01	0,28	0,14
Salgado	0,13	0,06	0,11	0,30	0,15	0,15	0,05	0,00	0,01	0,02	0,31	0,16
Santa Luzia Do Itanhy	0,10	0,14	0,17	0,41	0,24	0,21	0,00	0,00	0,00	0,00	0,34	0,18
Santana Do São Francisco	0,36	0,08	0,10	0,39	0,20	0,23	0,00	0,00	0,00	0,00	0,17	0,13
Santa Rosa De Lima	0,13	0,10	0,13	0,46	0,22	0,21	0,02	0,00	0,00	0,01	0,19	0,14
Santo Amaro Das Brotas	0,07	0,05	0,10	0,27	0,13	0,12	0,00	0,15	0,01	0,05	0,32	0,17
São Cristóvão	0,24	0,02	0,08	0,24	0,11	0,14	0,18	0,15	0,19	0,17	0,42	0,24
São Domingos	0,19	0,04	0,09	0,32	0,16	0,16	0,06	0,00	0,00	0,02	0,41	0,20
São Francisco	0,08	0,06	0,10	0,35	0,16	0,15	0,00	0,00	0,00	0,00	0,97	0,37
São Miguel Do Aleixo	0,05	0,06	0,14	0,35	0,17	0,15	0,05	0,00	0,00	0,02	0,29	0,15
Simão Dias	0,12	0,06	0,13	0,33	0,16	0,16	0,01	0,14	0,00	0,05	0,55	0,25
Siriri	0,09	0,06	0,14	0,36	0,17	0,17	0,01	0,01	0,00	0,01	0,19	0,12
Telha	0,12	0,06	0,13	0,36	0,18	0,17	0,00	0,00	0,00	0,00	0,37	0,18
Tobias Barreto	0,07	0,04	0,12	0,26	0,14	0,13	0,06	0,00	0,03	0,03	0,44	0,20
Tomar Do Geru	0,11	0,13	0,18	0,49	0,24	0,23	0,00	0,00	0,00	0,00	0,41	0,21
Umbaúba	0,11	0,06	0,12	0,28	0,17	0,15	0,00	0,00	0,00	0,00	0,46	0,20

Após a análise dos principais índices que compõem o IVG, média simples dos três índices desenvolvido nesta pesquisa, é possível analisar esse índice com mais domínio, através da Figura 3 podemos verificar o mapa de vulnerabilidade geral do Estado.

Percebe-se que para 4 dos 75 municípios analisados (Nossa Senhora de Lourdes, Aquidabã, São Francisco e Aracaju) (Figura 3), o principal fator de contribuição para o alto IVG é de ordem climática referente aos municípios de Nossa Senhora de Lourdes, Aquidabã e São Francisco e Epidemiológica indicativo do município de Aracaju.

O município de Aracaju mostrou o maior valor de IVG (0,44) (Tabela 1), designando uma alta vulnerabilidade, carregado pelo alto índice de vulnerabilidade epidemiológica (1,00). O alto IVE deve-se ao grande número de casos das endemias.

Os registros dessas endemias bem como os outros fatores que compõem o índice apresentaram valores máximos para o município de Aracaju, devido ao fato deste ser a capital do Estado de Sergipe e apresentar-se como município de referência estadual, promovendo a notificação dos municípios adjacentes. Por outro lado, o município de Cumbe, localizado no Estado de Sergipe, evidenciou o menor IVG (0,08). O principal fator que contribuiu para a baixa vulnerabilidade deve-se aos baixos índices climáticos, socioeconômico e epidemiológicos.

Para 48 dos 75 municípios analisados o IVG foi classificado na categoria de média vulnerabilidade que está representada na cor vermelho claro na figura 3 a seguir.

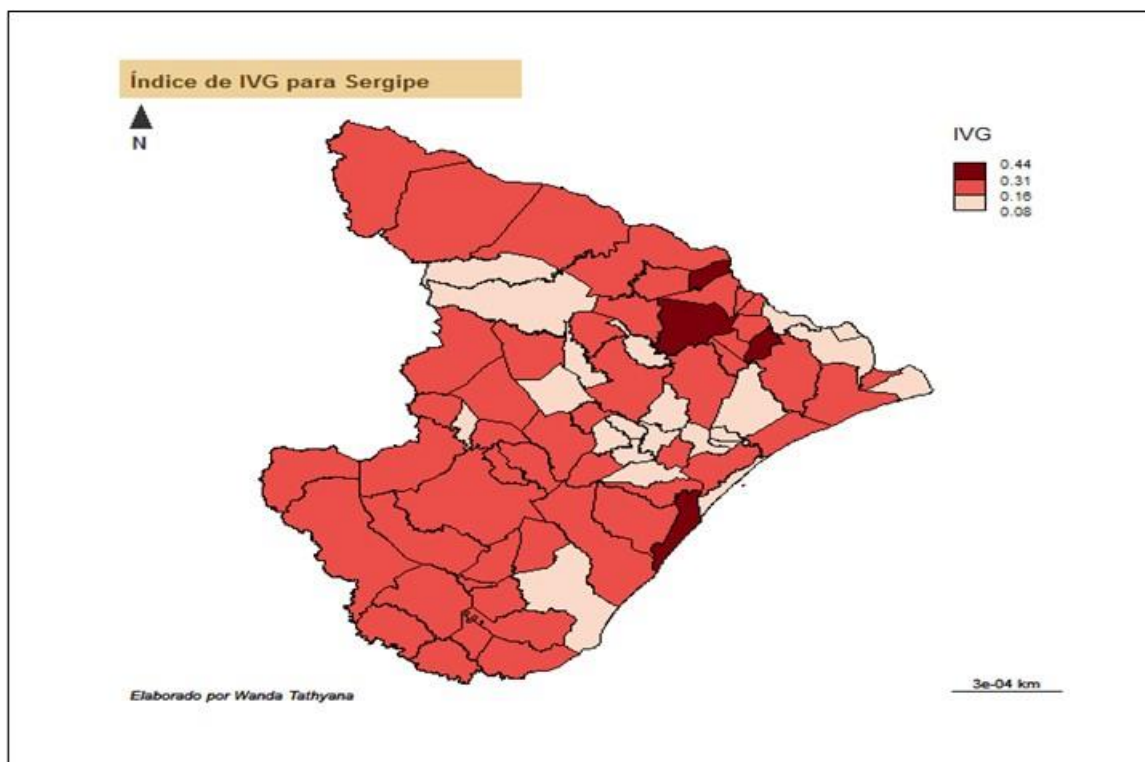


Figura 3. Mapa do Índice de Vulnerabilidade Geral do Estado de Sergipe, referente ao período de 2008 - 2022.

A Figura 4 mostra que o município de Ilha das Flores foi considerado de alta vulnerabilidade a partir dos indicadores utilizados, pois obteve o mais elevado valor de IVSE do Estado (0,31), indicando que em relação aos demais municípios é o que têm a pior situação de vulnerabilidade para esta categoria.

Em contrapartida, os municípios de Poço Redondo, Porto da Folha, Gararu, Nossa Senhora

de Lourdes, Canhoba, Gracho Cardoso, Feira Nova, Amparo de São Francisco, Telha, Malhada dos Bois, Muribeca, Santana do São Francisco, Neópolis, Japoatã, Brejo Grande, Pacatuba, Pirambu, Siriri, Santa Rosa de Lima, Maruim, Laranjeiras, Areia Branca, Poço Verde, Riachão do Dantas, Boquim, Arauã, Santa Luzia do Itanhy, Indiaroba, Cristinápolis, Tomar do Geru e Itabaianinha apresentaram média vulnerabilidade socioeconômica como podemos observar na figura

4 abaixo. Os demais municípios foram classificados como baixa vulnerabilidade.

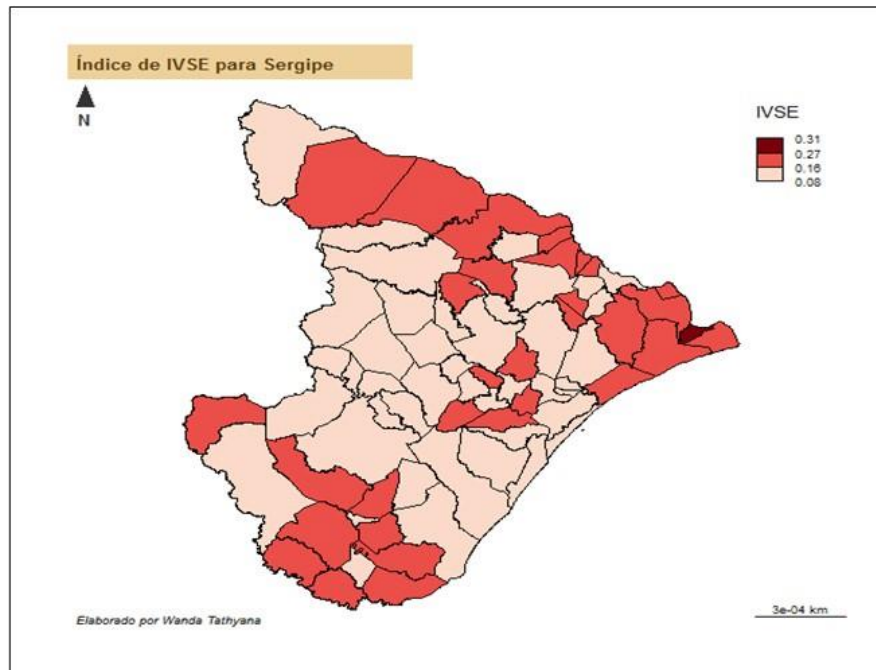


Figura 4. Mapa do Índice de Vulnerabilidade Socioeconômica do Estado de Sergipe, referente ao censo demográfico 2010. Fonte: própria, 2023.

A Figura 5 mostra o mapa de vulnerabilidade epidemiológica. Nele, observa-se que o município de Aracajú elucida a maior vulnerabilidade epidemiológica (1,00).

Em oposição, o município de Nossa Senhora do Socorro apresentou uma média vulnerabilidade,

tendo seu IVE (0,37). Os demais municípios apresentaram baixa vulnerabilidade tendo seu IVE variando de 0,27 e 0,00.

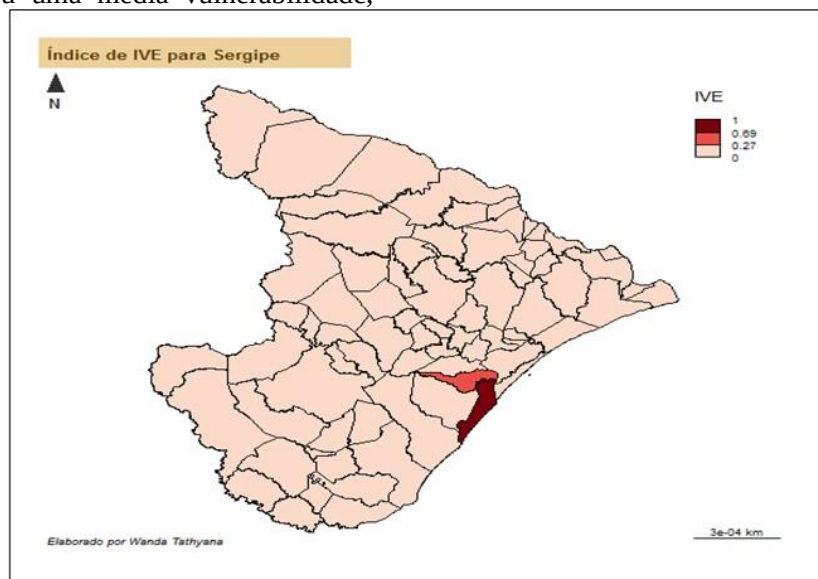


Figura 5. Mapa do Índice de Vulnerabilidade Epidemiológica do Estado de Sergipe, referente ao período de 2008 - 2022. Fonte: própria, 2023.

A Figura 6 apresenta o mapa da vulnerabilidade climática do Estado de Sergipe.

Nele destaca-se os municípios de Aquidabã, Nossa Senhora de Lourdes e São Francisco, que apresenta

uma alta vulnerabilidade climática de 0,86, 0,95, 0,97, respectivamente.

Já os municípios de Itabi, Canhoba, Malhada dos Bois, Japoatã, Nossa Senhora das Dores, Simão Dias e Riachão dos Dantas

apresentaram uma média vulnerabilidade, tendo seus IVCs 0,65, 0,52, 0,62, 0,54, 0,52, 0,55, 0,50, respectivamente. Os demais municípios apresentaram baixa vulnerabilidade tendo seu IVC variando de 0,48 e 0,09.

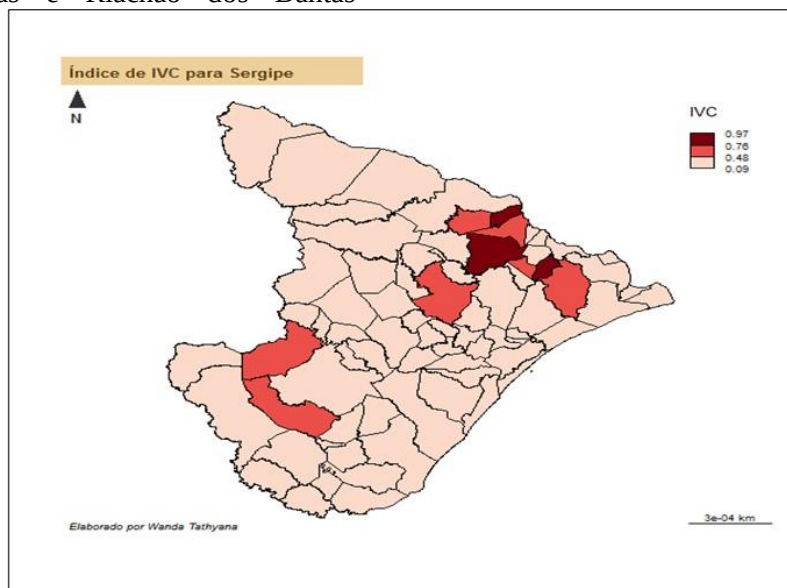


Figura 6. Mapa do Índice de Vulnerabilidade Climática do Estado de Sergipe, referente ao período de 2008 - 2022. Fonte: própria, 2023.

A vulnerabilidade dos municípios do Estado de Sergipe está também atrelada às condições de exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa. Os cenários climáticos de anomalias de precipitação e temperatura apontaram que as mudanças do clima serão um aporte para intensificar a vulnerabilidade local.

A metodologia aplicada embasou-se na construção dos índices de vulnerabilidade, por meio da análise de cluster, padronização de variáveis e médias aritmética. Esta metodologia é bastante utilizada em pesquisas de mensuração de vulnerabilidade.

Nesse contexto, o trabalho visou primeiramente colaborar com a literatura local sobre a vulnerabilidade socioambiental na perspectiva de mudanças climáticas, propondo a discussão e ampliação do tema, bem como o incentivo a futuras pesquisas com a utilização e o aperfeiçoamento do método proposto. Segundo, busca assessorar as gestões municipais permitindo o gerenciamento e a criação de um banco de dados sobre a atual e futura vulnerabilidade da sociedade frente às mudanças do clima. E por fim a aplicabilidade aos formuladores de políticas

públicas, tentando a prevenção e minimização da vulnerabilidade socioambiental em nível local.

Agradecimentos

À Fundação de Apoio à Pesquisa e à Inovação Tecnológica do Estado de Sergipe (FAPITEC/SE) e Secretaria de Estado do Meio Ambiente, Sustentabilidade e Ações Climáticas (SEMACE/SE) por incentivar e apoiar esse trabalho científico.

Referências

- Alves, H. P. F. Metodologias de integração de dados sociodemográficos e ambientais para análise da vulnerabilidade socioambiental em áreas urbanas no contexto das mudanças climáticas. In: Hogan, D.; Marandola JR, E. (Orgs.). População e mudança climática: dimensões humanas das mudanças ambientais globais. Campinas: Núcleo de Estudos de População - NEPO/Unicamp; Brasília: UNFPA, 2009. p. 75-105.
- Almeida, L. Q. de. Vulnerabilidade socioambiental de rios urbanos: bacia hidrográfica do Rio Maranguapinho região metropolitana de Fortaleza-Ceará, 2010, 310f. Tese (Doutorado em Geografia) - Universidade Estadual Paulista, Rio Claro, 2010.

- BRASIL. Plano Plurianual de Governo – PPA Programa Mudanças Climáticas. Análise da Vulnerabilidade da População Brasileira aos Impactos Sanitários das Mudanças Climáticas. Brasília, 2005.
- Confalonieri, U. E. C.; Marinho, D. P.; Rodriguez, R. E. Public Health Vulnerability to Climate Change in Brazil, *Climate Research*, v.40, p.175-186, 2009.
- Cunha, D. A., Coelho, A. B., e Féres, J. G. (2015). Irrigation as an adaptive strategy to climate change: an economic perspective on Brazilian agriculture. *Environment and Development Economics*, 20(1):57–79.
- Deschamps, M. V.; Delgado, P. R.; Sugamoto, M.; DE Ulhôa Cintra, A. P.; Ignácio, S. A.; Rodrigues, J. M. et al. Vulnerabilidade socioambiental nas regiões metropolitanas brasileiras. Fortaleza: Observatório das Metrópoles– IPPUR/FASE, 2009.
- Delazeri, L. M. M., da Cunha, D. A., e Couto-Santos, F. R. (2018). Climate change and urbanization: Evidence from the semi-arid region of Brazil. *Revista Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos*, 12(2):129–154.
- França, V. L. A.; Cruz, M. T. Atlas Escolar Sergipe: espaço geo-histórico e cultural. João Pessoa: Editora Grafset, 2007.
- Gonçalves, N. V.; de Araujo, E. N.; Da Silva Sousa, J.; Pereira, W. M. M.; Do Socorro Carvalho Miranda, C.; Da Silvia Campos, P. S. et al. Distribuição espaço-temporal da leptospirose e fatores de risco em Belém, Pará, Brasil. *Revista Ciência & Saúde Coletiva*, 21, 3947-3955, 2016.
- Haddad, E. A., Porsse, A. A., e Pereda, P. C. (2013). Regional economic impacts of climate anomalies in Brazil. *Revista Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos*, 7(2):19–33.
- Hertel, T. W. e Lobell, D. B. (2014). Agricultural adaptation to climate change in rich and poor countries: Current modeling practice and potential for empirical contributions. *Energy Economics*, 46:562–575.
- IBGE, Censo Demográfico 2010, 2010, Disponível em: <<http://www.censo2010.ibge.gov.br>>.
- Iwama, A. Y.; Batistella, M.; Da Costa Ferreira, L.; Alves, D. S.; Da Costa Ferreira, L. Risco, vulnerabilidade e adaptação às mudanças climáticas: uma abordagem interdisciplinar. *Ambiente & Sociedade*, v. 19, n. 2, p. 95-118, 2016.
- Curriero, F. C.; Patz, J.A.; Rose, J.B.; Lele, S. (2001). The Association Between Extreme Precipitation and Waterborne Disease Outbreaks in the United States, 1948-1994. *American Journal of Public Health*, v. 91, n. 8, p. 1194-1199.
- Lindoso, D. P., Rocha, J. D., Debortoli, N., Parente, I. I., Eiró, F., Bursztyn, M., e Rodrigues-Filho, S. (2014). Integrated assessment of smallholder farming's vulnerability to drought in the Brazilian Semi-arid: a case study in Ceará. *Climatic Change*, 127(1):93–105.
- Montgomery, D. C. (2004). Introduction to Statistical Quality Control. Tradução de Ana Maria Lima de Farias e Vera Regina Lima de Farias e Flores. 4th Edition, New York: John Wiley.
- Patz, J. A.; Mcgeehein, M.A.; Bernard, S.M.; Ebi, K.L.; Epstein, P.R.; Grambsch, A.; Gubler, D.J.; Reither, P.; Romieu, J.; Rose, J.B.; Samet, J.M.; Trtanj, J. (2000). The potential health impacts of climate variability and change for the United States: executive summary of the report of the health sector of the US National Assessment. *Environmental Health Perspectives*, v. 108, n. 4, p. 367-376.
- Pinto, J. E. De S. Análise temporal-espacial da pluviosidade do Estado de Sergipe, Dissertação de Mestrado -USP, 1985.
- Ripple, W. J., Wolf, C., Newsome, T. M., Galetti, M., Alamgir, M., Crist, E., Mahmoud, M. I., Laurance, W. F., e 15, . s. s. f. c. (2017). World scientists' warning to humanity: a second notice. *BioScience*, 67(12):1026–1028.
- Santos, M.R.S.; Vitorino, M.I.; Pimentel, M.A.S. (2017). Vulnerabilidade e mudanças climáticas: análise socioambiental em uma mesorregião da Amazônia. *Revista Ambiente e Água*, v.12, n. 5, Taubaté.
- Sena, J. P. O.; Moraes Neto, J. M.; Lucena, D. B. (2017). Paineis temporal-espaciais e box-plot para a análise da pluviosidade na região do Cariri Paraibano. *Revista Brasileira de Agrotecnologia (BRASIL)*, v. 7, n. 3, p. 111 – 122. ISSN: 2317-3114.
- SUDENE, Nova Delimitação Semiárido, 2018, Disponível em: <http://antigo.sudene.gov.br/images/arquivos/semiarido/arquivos/Rela%C3%A7%C3%A3o_de_Munic%C3%ADpios_Semi%C3%A1rido.pdf>.
- Travassos Da Rosa, A. P. A.; Vasconcelos, P. F. C.; Travassos Da Rosa, E. S.; Rodrigues, S. G.; Mondet, B.; CRUZ, A. C. R. et al. Dengue

- Epidemic in Belém, Pará, Brazil, 1996–97. *Emerging Infectious Disease*, v. 6, n. 3, 2000. <https://dx.doi.org/10.3201%2Fid0603.000311>
- Triola, M. F. (2005). *Introdução à estatística*. 9. ed. Rio de Janeiro: LTC, p. 682.
- Tol, R. S. (2018). The economic impacts of climate change. *Review of Environmental Economics and Policy*, 12(1):4–25.
- Zaiane, O. R.; Oliveira, S. R. M. *On data clustering analysis: scalability, constraints and validation*. Edmonton: University of Alberta, 2003.