



**UNIVERSIDADE ESTADUAL DA PARAÍBA
CAMPUS V
CENTRO DE CIÊNCIAS BIOLÓGICAS E SOCIAIS APLICADAS
CURSO DE BACHARELADO EM CIÊNCIAS BIOLÓGICAS**

DAYANNE MARIA DE SANTANA

**MUDANÇAS NO MANEJO DAS TERRAS E RESPOSTAS BIOFÍSICAS NA SUB-
BACIA DO RIO TAPEROÁ, PARAÍBA: UM ESTUDO DE CASO NO SEMIÁRIDO
BRASILEIRO**

**JOÃO PESSOA
2023**

DAYANNE MARIA DE SANTANA

**MUDANÇAS NO MANEJO DAS TERRAS E RESPOSTAS BIOFÍSICAS NA SUB-
BACIA DO RIO TAPEROÁ, PARAÍBA: UM ESTUDO DE CASO NO SEMIÁRIDO
BRASILEIRO**

Trabalho de Conclusão de Curso (Artigo) apresentado à Coordenação do curso de Ciências Biológicas da Universidade Estadual da Paraíba, como requisito parcial à obtenção do título de bacharel em Ciências Biológicas.

Orientador(a): Profa. Dra. Célia Cristina Clemente Machado

**JOÃO PESSOA
2023**

É expressamente proibido a comercialização deste documento, tanto na forma impressa como eletrônica. Sua reprodução total ou parcial é permitida exclusivamente para fins acadêmicos e científicos, desde que na reprodução figure a identificação do autor, título, instituição e ano do trabalho.

S232m Santana, Dayanne Maria de.
Mudanças no manejo das terras e respostas biofísicas na sub-bacia do rio Taperoá, Paraíba [manuscrito] : um estudo de caso no semiárido brasileiro / Dayanne Maria de Santana. - 2023.
36 p. : il. colorido.

Digitado.
Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Ciências Biológicas) - Universidade Estadual da Paraíba, Centro de Ciências Biológicas e Sociais Aplicadas, 2023.
"Orientação : Profa. Dra. Célia Cristina Clemente Machado, Coordenação do Curso de Ciências Biológicas - CCBSA."
1. Mudanças climáticas. 2. Sensoriamento remoto. 3. Vegetação. 4. Caatinga. I. Título

21. ed. CDD 551.6

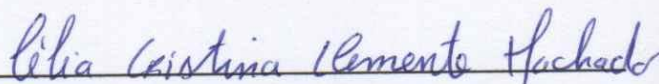
DAYANNE MARIA DE SANTANA

**MUDANÇAS NO MANEJO DAS TERRAS E RESPOSTAS BIOFÍSICAS NA
SUB-BACIA DO RIO TAPEROÁ, PARAÍBA: UM ESTUDO DE CASO NO
SEMIÁRIDO BRASILEIRO**

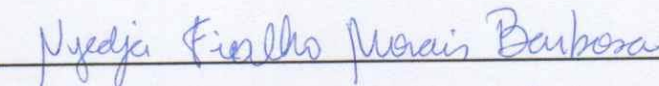
Trabalho de Conclusão de Curso (Artigo) apresentado à Coordenação do curso de Ciências Biológicas da Universidade Estadual da Paraíba, como requisito parcial à obtenção do título de bacharel em Ciências Biológicas.

Aprovada em: 30/11/2023.

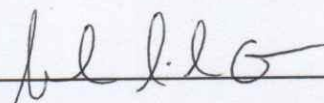
BANCA EXAMINADORA



Profa. Dra. Célia Cristina Clemente Machado
Universidade Estadual da Paraíba (UEPB)



Profa. Me. Nyedja Fialho Morais Barbosa
Universidade Estadual da Paraíba (UEPB)



Prof. Dr. Cleber Ibraim Salimon
Universidade Estadual da Paraíba (UEPB)

A minha mãe e ao meu noivo, pela
dedicação, companheirismo e amizade,
DEDICO.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

| | | |
|-------------|---|----|
| Figura 1 – | Mapa de localização da sub-bacia do Rio Taperoá..... | 9 |
| Figura 2 – | Espacialização do NDVI e NDWI em todas as imagens processadas entre 1988 e 2022..... | 15 |
| Figura 3 – | Espacialização da Temperatura da Superfície em todas as imagens processadas entre 1988 e 2022..... | 16 |
| Figura 4 – | Médias zonais de NDVI, NDWI e temperatura da superfície em todas as imagens processadas entre 1988 e 2022..... | 17 |
| Figura 5 – | Coeficientes de correlação entre as médias zonais dos índices de vegetação e umidade e da temperatura da superfície com dados de precipitação anual e precipitação acumulada 90 dias antes do imageamento..... | 18 |
| Figura 6 – | Coeficientes de correlação entre as médias zonais dos índices de vegetação e umidade e da temperatura da superfície, com dados de efetivos de caprinos, ovinos e bovinos e área de lavoura temporária e permanente..... | 19 |
| Figura 7 – | Regressão linear simples com equação da reta e valor de R^2 entre as variáveis modeladas NDVI (A), NDWI (B) e temperatura da superfície (C) e a precipitação acumulada em 90 dias..... | 20 |
| Figura 8 – | Regressão linear simples com equação da reta e valor de R^2 entre as variáveis modeladas temperatura da superfície e os efetivos de caprinos (A) e a área destinada à colheita de lavoura permanente (B)..... | 21 |
| Figura 9 – | Variação das médias de NDVI e da precipitação acumulada 90 dias antes do imageamento ao longo dos anos analisados..... | 21 |
| Figura 10 – | Regressão linear múltipla com equação da reta e valor de R^2 entre as variáveis modeladas temperatura da superfície, precipitação 90 dias antes do imageamento e lavoura permanente..... | 23 |
| Figura 11 – | Decréscimo da lavoura permanente e aumento do efetivo de caprinos de acordo com os anos analisados..... | 24 |

SUMÁRIO

| | | |
|-------|---|----|
| 1 | INTRODUÇÃO | 7 |
| 2 | MATERIAIS E MÉTODOS | 9 |
| 2.1 | Área de estudo | 9 |
| 2.2 | <i>Coleta de dados</i> | 10 |
| 2.3 | Pré-processamento de imagens | 10 |
| 2.3.1 | <i>Obtenção das variáveis biofísicas</i> | 11 |
| 2.4 | Tratamento estatístico dos dados | 12 |
| 3 | RESULTADOS E DISCUSSÕES | 15 |
| 4 | CONCLUSÃO | 25 |
| 5 | REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS | 26 |
| | APÊNDICE A – Análise gráfica dos pressupostos estatísticos | 30 |

MUDANÇAS NO MANEJO DAS TERRAS E RESPOSTAS BIOFÍSICAS NA SUB-BACIA DO RIO TAPEROÁ, PARAÍBA: UM ESTUDO DE CASO NO SEMIÁRIDO BRASILEIRO

Dayanne Maria de Santana

RESUMO

Segundo o último relatório do Painel Intergovernamental de Mudanças Climáticas, o IPCC de 2021, estima-se que a população mundial irá crescer em 2 bilhões de pessoas nos próximos 30 anos. Esse crescimento populacional tem aumentado a demanda por recursos alimentares, de energia, água e solo. Cada vez mais ambientes naturais têm sido convertidos em áreas de agricultura, urbanização e infraestrutura, mudanças de uso e cobertura da terra (UCT) que geram perda de biodiversidade, degradação do solo, emissões de gases de efeito estufa e interferem no saldo de radiação. Quando o saldo de radiação é alterado, pode haver mudanças nos processos naturais de evapotranspiração, fotossíntese e de aquecimento do ar e do solo, o que impacta sobre o clima e o ciclo hidrológico, fatores importantes para o funcionamento de bacias hidrográficas. Logo, avaliar mudanças de variáveis biofísicas incluídas em uma bacia hidrográfica, como modificações na cobertura vegetal, disponibilidade de água no sistema e temperatura da superfície são de vital importância para o desenvolvimento de estratégias de adaptação e mitigação. Principalmente em regiões semiáridas, que estão se expandindo e correm risco de desertificação. Nesse sentido, as tecnologias de sensoriamento remoto são fundamentais, visto que fornecem dados em ampla escala, numa frequência que permitem análises a longo prazo, associados ao baixo custo de muitos de seus produtos. O objetivo do presente trabalho foi avaliar as mudanças espaço-temporais que ocorrem na sub-bacia hidrográfica do Rio Taperoá, uma importante fonte de captação no estado da Paraíba. Para tal, utilizamos onze imagens do sistema *Landsat*, datadas entre 1988 e 2022. Analisamos o comportamento do *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI), *Normalized Difference Water Index* (NDWI) e da Temperatura da Superfície, relacionando esses ao regime de precipitação e a mudanças de uso da terra. Os valores foram submetidos a tratamentos estatísticos de regressão linear simples, regressão linear múltipla e correlação linear. Os principais resultados mostraram que os maiores valores de vegetação (NDVI) e umidade (NDWI) foram encontrados nas regiões mais altas da sub-bacia e naquelas próximas as drenagens. Como esperado, nesses ambientes observamos os menores valores de temperatura da superfície. A variação temporal nos apresentou duas etapas de comportamento diferenciado. Na primeira delas, as médias dos índices de vegetação e umidade reduziram consideravelmente em 1999. Na segunda etapa, ocorreu um aumento nas médias até o ano de 2022. Ademais, a temperatura da superfície exibiu crescimento nas médias ao longo dos anos. A análise estatística nos mostrou forte correlação entre as médias de NDVI e NDWI com o regime de precipitação, enquanto que a temperatura da superfície se correlacionou melhor com as informações de uso da terra.

Palavras-chave: mudanças climáticas; sensoriamento remoto; vegetação; caatinga.

ABSTRACT

According to the latest report from the Intergovernmental Panel on Climate Change, the 2021 IPCC, it is estimated that the world population will grow by 2 billion people over the next 30 years. This population growth has increased the demand for food, energy, water and soil resources. More and more natural environments have been converted into areas of agriculture, urbanization and infrastructure, changes in land use and land cover (UCT) that generate loss of biodiversity, soil degradation, greenhouse gas emissions and interfere with the net radiation. When the net radiation is altered, there may be changes in the natural processes of evapotranspiration, photosynthesis and air and soil heating, which impacts the climate and the hydrological cycle, important factors for the functioning of river basins. Therefore, evaluating changes in biophysical variables included in a river basin, such as changes in vegetation cover, water availability in the system and surface temperature, are of vital importance for the development of adaptation and mitigation strategies. Mainly in semi-arid regions, which are expanding and are at risk of desertification. In this sense, remote sensing technologies are fundamental, as they provide data on a large scale, at a frequency that allows long-term analysis, associated with the low cost of many of their products. The objective of the present work was to evaluate the spatio-temporal changes that occur in the Taperoá River sub-basin, an important source of abstraction in Paraíba, Brazil. To do this, we used eleven images from the Landsat system, dated between 1988 and 2022. We analyzed the behavior of the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Normalized Difference Water Index (NDWI) and Surface Temperature, relating these to the precipitation regime and changes of land use. The values were subjected to statistical treatments of simple linear regression, multiple linear regression and linear correlation. The main results showed that the highest values of vegetation (NDVI) and humidity (NDWI) were found in the highest regions of the sub-basin and in those close to drainages. As expected, in these environments we observed the lowest surface temperature values. Temporal variation presented us with two stages of different behavior. In the first of them, the average vegetation and humidity indices reduced considerably in 1999. In the second stage, there was an increase in the averages until the year 2022. Furthermore, the surface temperature showed an increase in the averages over the years. The statistical analysis showed us a strong correlation between the NDVI and NDWI averages with the precipitation regime, while the surface temperature correlated better with the land use information.

Keywords: climate change; remote sensing; vegetation; caatinga.

1 INTRODUÇÃO

O último relatório do Painel Intergovernamental para as Mudanças Climáticas (IPCC, 2021) aponta que a população mundial deve crescer em 2 bilhões de pessoas nos próximos 30 anos, intensificando ainda mais as demandas sobre os recursos naturais já sob forte pressão. O Brasil segue a mesma tendência de crescimento, conforme estimativas do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2020), em 2050 estima-se que a população brasileira atingirá cerca de 232,9 milhões de pessoas, o que resultará em um aumento significativo da demanda por alimentos, água, energia e solo, implicando profundas mudanças no uso e cobertura da terra (UCT). A conversão de áreas naturais, como florestas e áreas de preservação, em

terra para agricultura, urbanização e infraestrutura resulta na perda de biodiversidade, degradação do solo e emissões de gases de efeito de estufa, contribuindo para as mudanças climáticas e para o desregulamento do ciclo hidrológico.

Alterações no UCT afetam o saldo de radiação, uma vez que interferem diretamente sobre a radiação refletida pela superfície em vários comprimentos de onda curta e, portanto, o albedo, assim como afeta a radiação emitida em comprimento de onda longa, traduzindo-se em transformações de diversos modelos biofísicos mensuráveis como índices de vegetação e umidade e a temperatura da superfície. O que influencia sobre a energia disponível para os processos de evapotranspiração, fotossíntese e de aquecimento do ar e do solo, impactando fortemente o clima e o ciclo da água (Dutta *et al.*, 2022).

Mudanças nas práticas de manejo das terras a nível de bacias hidrográficas alteram as dinâmicas hidrológicas, visto que perturbam os fluxos superficiais, a evapotranspiração, a capacidade de retenção de água no solo e a interceptação e recarga de águas subterrâneas (Rogger *et al.*, 2017; Naha *et al.*, 2021). Bacias hidrográficas situadas em regiões semiáridas se encontram em ainda mais vulnerabilidade, essas regiões são particularmente sensíveis às mudanças climáticas globais e está prevista a sua expansão (Huang *et al.*, 2017) com risco de degradação das terras e desertificação num futuro próximo (IPCC, 2021). Investigar as variações que ocorrem em bacias hidrográficas situadas em regiões semiáridas, como modificações na cobertura vegetal, disponibilidade de água no sistema e a temperatura da superfície desempenha um papel vital no desenvolvimento de estratégias de adaptação e mitigação.

Isto posto, caracterizar de maneira adequada uma bacia hidrográfica quanto às mudanças no UCT através do seu mapeamento espacial e acompanhamento temporal das alterações a níveis biofísicos, desempenha um papel crítico na gestão eficaz dos recursos hídricos, na proteção ambiental e na promoção da sustentabilidade socioeconômica das populações afetadas por ela.

Para estimar comportamentos biofísicos, a adoção de modelos matemáticos aplicados a imagens de sensores remotos é fundamental, uma vez que fornecem dados em ampla escala e numa frequência regular ideal para acompanhar modificações causadas por desmatamento, urbanização, agricultura, mudanças climáticas, entre outros *drivers* de alteração do UCT a longo prazo (Li *et al.*, 2009). O uso das tecnologias de sensoriamento remoto, além da gratuidade de muitos de seus produtos, ainda apresentam a vantagem de sua grande cobertura territorial, em áreas com cobertura insuficiente de estações climatológicas de monitoramento e que apresentam grandes dificuldades e /ou custos de coleta de dados e para o acompanhamento em campo (Souza *et al.*, 2020).

O objetivo do presente trabalho foi avaliar as mudanças espaço-temporais na sub-bacia do Rio Taperoá, uma importante bacia de captação situada no semiárido paraibano, avaliando o comportamento das médias zonais de *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI), *Normalized Difference Water Index* (NDWI) e da temperatura da superfície, e sua relação com regimes de precipitação e mudanças no uso das terras. Utilizamos imagens do sistema *Landsat*, provenientes dos satélites *Landsat 5* sensor *Thematic Mapper* (TM), *Landsat 8* sensores *Operational Land Imager* (OLI) e *Thermal Infrared Sensor* (TIRS); e *Landsat 9* sensores *Operational Land Imager 2* (OLI-2) e *Thermal Infrared Sensor 2* (TIRS-2), as quais foram processadas através do software QGIS.

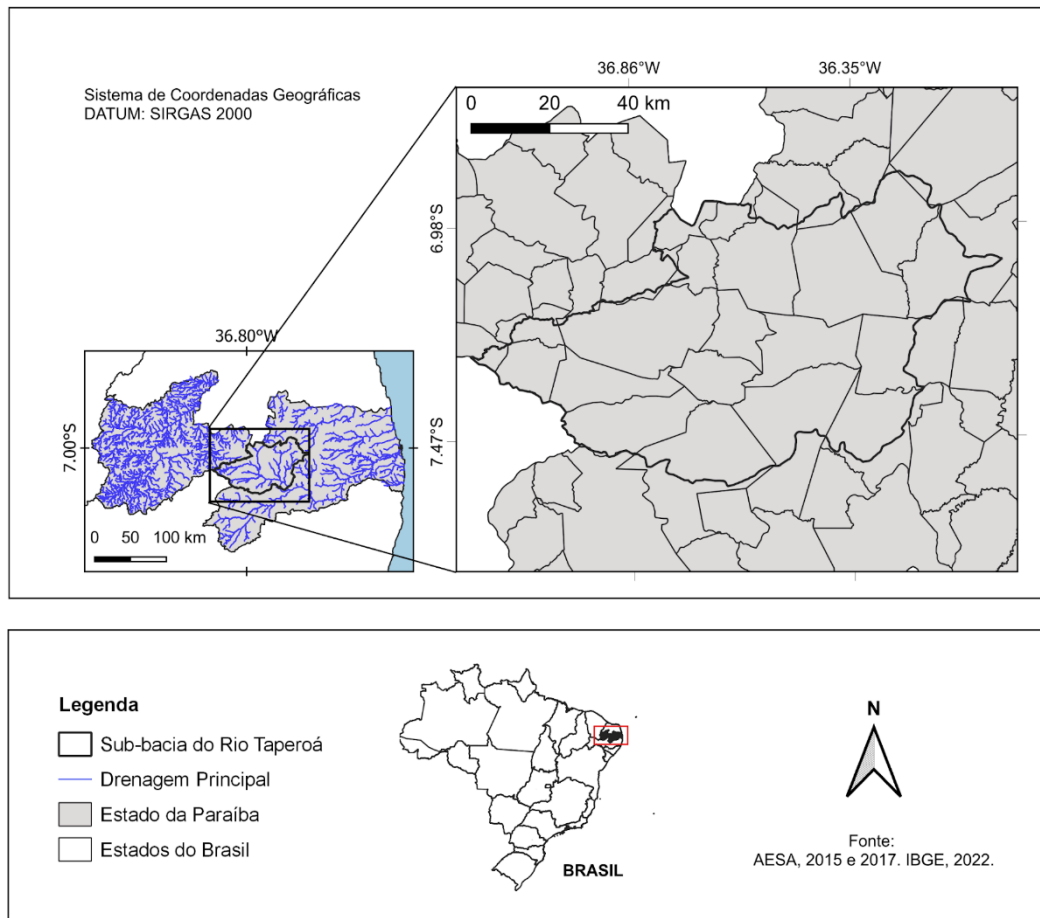
2 MATERIAIS E MÉTODOS

2.1 Área de estudo

A sub-bacia hidrográfica do Rio Taperoá (Figura 1) encontra-se nas latitudes $6,8630^{\circ}$ e $7,5760^{\circ}$ ao Sul e entre as longitudes $36,1670^{\circ}$ e $37,0230^{\circ}$ ao Oeste, está localizada no semiárido nordestino brasileiro (MIT, 2017) e engloba 26 municípios (IBGE, 2022). Trata-se de uma região onde existem atividades de agropecuária, urbanização e os açudes públicos costumam ser utilizados para abastecimento, irrigação e lazer da população local.

Assim como a sub-bacia do Alto da Paraíba, a sub-bacia do Taperoá desemboca na bacia hidrográfica do açude Epitácio Pessoa, popularmente conhecido como açude Boqueirão, que está entre os maiores açudes do estado da Paraíba, com capacidade máxima de $466.525,694 \text{ m}^3$. O mesmo representa importante recurso hídrico no estado, sendo responsável pelo abastecimento de mais de 400.000 habitantes na cidade de Campina Grande e seus arredores (Oliveira e Ambrozevicius, 2017).

Figura 1. Mapa de localização da sub-bacia do Rio Taperoá.



Fonte: autoria própria, com adaptações AESA 2015, 2017; IBGE, 2022.

De acordo com Alvares *et al.* (2013), o seu clima é do tipo *BSh*, ou seja, seco semiárido quente, com temperaturas médias anuais em torno de 23°C e precipitação

anual em torno dos 550 mm. A região apresenta períodos de estiagem e seca estacional de rios e lagos. As altas temperaturas, baixa umidade do ar, ventos fortes são fatores que unidos a baixa precipitação, colaboram para um alto processo evaporativo na região, que influencia na disponibilidade dos recursos hídricos para as pessoas, os animais e as plantas (Galvêncio; Sousa; Srinivasan, 2006).

2.2 Coleta de dados

Utilizaram-se onze imagens de satélite que cobrem a totalidade da área de estudo (órbita e ponto 215/065), obtidas pelo *Global Visualization Viewer* (VGLOVIS) plataforma online do *U.S. Geological Survey* (USGS):

- Seis imagens do sensor TM - Landsat 5 (datas de passagem em 10 de novembro de 2008, 17 de dezembro de 2004, 17 de outubro 1999, 20 de setembro de 1995, 18 de junho de 1990, 30 de julho de 1988),
- Quatro imagens do sensor OLI - Landsat 8 (datas de passagem em 10 de outubro de 2020, 21 de outubro de 2018, 14 de novembro de 2015, 04 de agosto de 2013).
- Uma imagem do sensor OLI-2/ TIRS-2 - Landsat 9 (data de passagem em 08 de outubro de 2022).

Os dados de precipitação foram obtidos do *ClimateEngine.org*, uma iniciativa colaborativa entre pesquisadores e cientistas de dados no *Desert Research Institute and the University of California Merced*, com apoio da *Google*, que permite o *download* e verificação de dados de clima e de observação da terra para suporte de decisões relacionadas a seca, uso da água, agricultura, incêndios e ecologia. Optou-se pelo produto *Rainfall Estimates from Rain Gauge and Satellite Observations* (CHIRPS), dados de precipitação diária (mm), com registro entre 01-01-1981 e a atualidade. Os *rasters* apresentam resolução espacial de 4,8 km, uma resolução adequada para a nossa área de estudo. Os dados CHIRPS têm sido avaliados e comparados com outros produtos, tendo-se verificado a sua boa acurácia (Machado, 2021; Popovych e Dunaieva, 2021). Extraíram-se as somas anuais dos anos imageados (ANUAL_CHIRPS) e a precipitação acumulada 90 dias antes dos imageamentos (X90D_CHIRPS), pois outros trabalhos apontam que a resposta da vegetação na Caatinga à precipitação é de um a três meses (Salimon e Snderson, 2018; Costa, 2017).

Para avaliação das mudanças no uso da terra optou-se por utilizar os dados de Produção Agrícola Municipal (PAM) e os dados de Pesquisa da Pecuária Municipal (PPM) do Sistema IBGE de Recuperação Automática (SIDRA), do Planalto da Borborema onde a sub-bacia encontra-se incluída. Trata-se de um banco de tabelas estatísticas que armazenam e disponibilizam os dados de pesquisas realizadas pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Em específico utilizaram-se as informações de área plantada, em hectares (ha), das lavouras permanentes (LAVPERM) e temporárias (LAVTEMP) e os efetivos (cabeças) de caprinos (CAP), ovinos (OVI) e bovinos (BOV).

2.3 Pré-processamento das imagens

Todas as imagens foram recortadas para os limites da sub-bacia. Na seleção de imagens, priorizaram-se aquelas com ausência de nuvens ou com o mínimo de nuvens possível. Entre as imagens com nuvens estão as dos anos de 1995, 2008, 2013, 2018 e 2022. Estas tiveram suas nuvens e sombras removidas por vetorização manual e clípingem.

2.3.1 Obtenção das variáveis biofísicas

Estimaram-se a quantidade de biomassa verde, através do NDVI (índice de vegetação por diferença normalizada), a umidade, através do NDWI (índice de umidade por diferença normalizada) e a temperatura da superfície.

O cômputo do NDVI é baseado nas reflectâncias das bandas do vermelho e infravermelho próximo e o cômputo do NDWI é baseado nas reflectâncias das bandas do infravermelho próximo e infravermelho médio. Nas imagens do Landsat 8 e 9, as reflectâncias são calculadas utilizando a seguinte equação:

$$\rho\lambda = \frac{FM \times ND + FA}{\sin\sin(\theta_{SE})}, \quad (1)$$

sendo FM o fator multiplicativo específico de cada banda e FA o fator aditivo específico de cada banda, ambos disponíveis no ficheiro dos metadados da imagem.

Para as imagens do Landsat 5 foi necessária uma etapa suplementar: converter o número digital (ND) de cada pixel da imagem original em radiância espectral monocromática ($L_{\lambda,i}$ - $W \text{ m}^{-2} \text{ sr}^{-1} \mu\text{m}^{-1}$), a partir da equação proposta por Markham e Barker (1987):

$$L_{\lambda i} = a_i + \frac{b_i - a_i}{255} ND, \quad (2)$$

onde a e b são as radiâncias espectrais mínima e máxima, respectivamente ($W \text{ m}^{-2} \text{ sr}^{-1} \mu\text{m}^{-1}$), encontrados nos ficheiros de metadados das imagens. ND é a intensidade do pixel (valor inteiro entre 0 e 255) e i corresponde às bandas (1,2, ... e 7) do TM – Landsat 5.

Posteriormente, a reflectância para as imagens de Landsat 5 foi computada através da seguinte equação (Chander e Markham, 2003):

$$\rho\lambda = \frac{\pi.L_{\lambda i}}{ESUN_{\lambda}.\cos\cos\theta.dr}, \quad (3)$$

onde $L_{\lambda i}$ é a radiância espectral de cada banda, $ESUN_{\lambda}$ é a irradiância solar espectral de cada banda no topo da atmosfera ($W \text{ m}^{-2} \mu\text{m}^{-1}$) (Tabela 1), Θ é o ângulo zenital solar, calculado a partir do ângulo elevação solar β ($\Theta = 90^\circ - \beta$), obtido no próprio ficheiro de metadados da imagem e dr é o inverso do quadrado da distância relativa Terra-Sol em um dado dia do ano (DSA) que varia entre 0,97 e 1,03 (adimensional).

O NDVI é obtido através da razão entre a diferença das refletividades do infravermelho próximo (ρ_{iv}) e do vermelho (ρ_v) e a soma de ambos:

$$NDVI = \frac{\rho_{iv} - \rho_v}{\rho_{iv} + \rho_v} \quad (4)$$

O NDWI é obtido através da razão entre a diferença das refletividades do infravermelho próximo (ρ_{iv}) e do infravermelho médio (ρ_{ivm}) e a soma de ambos (GAO, 1996):

$$NDWI = \frac{\rho_{iv} - \rho_{ivm}}{\rho_{ivm} + \rho_{iv}} \quad (5)$$

Para obter as superfícies contínuas de temperatura da superfície, utilizaram-se as bandas de infravermelho termal dos sensores da série de satélites do Landsat: banda 6 do TM Landsat 5 (120 metros de resolução espacial), bandas 10 e 11 do TIRS Landsat 8 e 9 (100 metros de resolução espacial).

Primeiramente converteram-se os ND de cada pixel da banda termal em radiância espectral monocromática, como explicado acima. Para as imagens do Landsat 8 e 9, a fórmula é a diferente:

$$L_{\lambda i} = M_i \times ND + A_i, \quad (6)$$

onde, M_i é o fator multiplicativo da banda específica (RADIANCE_MULT_BAND_i) e A_i o fator aditivo (RADIANCE_ADD_BAND_i), existentes no ficheiro de metadados da imagem.

Posteriormente, realizou-se a conversão da radiância para a temperatura de brilho (TB):

$$TB (^{\circ}C) = (K2 / (\ln(K1/L_{\lambda i}) + 1)) - 273,15, \quad (7)$$

onde, K_1 e K_2 são as constantes de conversão termal da banda específica, disponível no ficheiro de metadados.

Por fim, calculou-se a temperatura da superfície, segundo a equação:

$$Ts = (TB / (1 + (0.00115 * TB / 1.4388) * \ln(\varepsilon))), \quad (8)$$

onde ε é a emissividade obtida a partir da proporção da vegetação (Pv):

$$\varepsilon = 0.004 * Pv + 0.986 \quad (9)$$

$$Pv = \text{Square}((NDVI - NDVI_{min}) / (NDVI_{max} - NDVI_{min})) \quad (10)$$

Os valores mínimos e máximos do NDVI são acessados pelas propriedades das imagens-índices calculadas.

2.4 Tratamento estatístico dos dados

Os valores médios dos pixels contidos dentro da sub-bacia em estudo foram obtidos para cada modelo biofísico computado, em cada imagem processada, através da estatística zonal.

A análise estatística foi realizada com dois bancos de dados, visto que não haviam disponíveis os levantamentos do SIDRA para 1988. O primeiro banco de dados continha informações das estatísticas zonais e os valores de precipitação. O segundo compreendia as estatísticas zonais e as informações de uso da terra.

Os dados foram submetidos inicialmente a correlação linear, seguido da regressão linear simples e regressão linear múltipla.

A correlação linear consiste na associação entre variáveis, isto é, se elas variam de maneira independente ou juntas. Um coeficiente de correlação (r) é expresso para explicar essas relações, ele pode ser positivo ($r > 0$) ou negativo ($r < 0$) e quanto maior seu valor, mais significativa será a correlação.

Em nosso estudo, para variáveis com distribuição normal utilizamos a correlação linear de *Pearson*, na ausência de normalidade, o caso do NDWI e de lavoura permanente, utilizou-se a correlação de *Spearman*. A normalidade para cada variável foi testada utilizando o teste *Shapiro-Wilk*, consoante Tabela 1, no qual uma distribuição é considerada normal quando seu p-valor $> 0,05$ de significância.

Tabela 1. Teste de Normalidade Shapiro-Wilk.

| Variável | W-Statistic | p-valor |
|--------------|-------------|----------|
| NDVI | 0,9433 | 0,5601 |
| NDWI | 0.80039 | 0.009419 |
| TEMSUP | 0,89308 | 0,1519 |
| ANUAL_CHIRPS | 0.96833 | 0,8692 |
| X90D_CHIRPS | 0.90257 | 0.1987 |
| CAP | 0.92688 | 0.4179 |
| BOV | 0.98704 | 0.9917 |
| OVI | 0.87418 | 0.1118 |
| LAVTEMP | 0.92446 | 0.3957 |
| LAVPERM | 0.6509 | 0.000225 |

Fonte: dados coletados e processados.

A regressão linear simples consiste na relação entre uma variável dependente (VD) e uma variável independente (VI). Para adequação dos dados, analisamos o coeficiente de determinação (R^2) e os pressupostos da regressão, sendo eles significâncias dos coeficientes, normalidade (através do teste de *Shapiro-Wilk*), presença de outliers, independência dos resíduos (teste de *Durbin-Watson*) e homoscedasticidade dos resíduos (por meio do teste de *Breusch-Pagan*), (Tabelas 2 e 3).

Tabela 2. Verificação dos pressupostos da regressão linear e resultados dos modelos entre as variáveis dependentes NDVI, NDWI e TEMPSUP e a variável independente X90D_CHIRPS.

| Variável dependente vs. X90D_CHIRPS | Shapiro-Wilk | | Resíduos Outliers | | Durbin-Watson | | Breusch-Pagan | Modelo | | |
|-------------------------------------|--------------|------|-------------------|------|---------------|------|---------------|--------|-------|-------|
| | w | p | Min | Max | D-W | p | p | R^2 | p | Coef. |
| NDVI | 0,96 | 0,69 | -1,81 | 1,49 | 0,96 | 0,05 | 0,24 | 0,38 | 0,04* | 0,001 |
| NDWI | 0,93 | 0,40 | -1,32 | 1,76 | 1,32 | 0,23 | 0,07 | 0,36 | 0,05 | 0,03 |
| TEMPSUP | 0,87 | 0,07 | -1,64 | 1,07 | 1,20 | 0,18 | 0,21 | 0,51 | 0,01* | -3,23 |

Fonte: dados coletados e processados.

Tabela 3. Verificação dos pressupostos da regressão linear e resultados dos modelos entre a variável dependente TEMPSUP e as variáveis independente CAP E LAVPERM.

| Variável independente vs. TEMPSUP | Shapiro-Wilk | | Resíduos Outliers | | Durbin-Watson | | Breusch-Pagan | Modelo | | |
|-----------------------------------|--------------|------|-------------------|------|---------------|------|---------------|----------------|-----------|--------------|
| | w | P | Min | Max | D-W | p | p | R ² | p | Coef. |
| CAP | 0,96 | 0,73 | -2,08 | 1,48 | 1,41 | 0,19 | 0,23 | 0,54 | 0,02* | 0,00004 |
| LAVPERM | 0,92 | 0,36 | -2,16 | 1,31 | 2,14 | 0,86 | 0,41 | 0,78 | 0,0007*** | - 0,00003 |

Fonte: dados coletados e processados.

No primeiro banco de dados, a finalidade foi avaliar se a precipitação teve alguma influência nos valores de NDVI, NDWI e temperatura da superfície. Para a análise, tivemos as médias zonais dos índices de vegetação, umidade e da temperatura da superfície representando as variáveis dependentes e os dados de precipitação de 90 dias como variável independente.

Em seguida, o intuito foi avaliar se haviam efeitos do uso da terra sobre os índices e a temperatura da superfície. Logo, os dados de caprino, bovino, ovino, lavoura permanente e lavoura temporária constituíram a variável independente.

No caso da verificação dos pressupostos para regressão linear entre as variáveis biofísicas e os dados de precipitação, os resíduos se mostraram heterocedásticos. Para resolver essa questão, os dados precipitação acumulada em 90 dias (X90D_CHIRPS) foram transformados usando o logaritmo natural (Ln), a conversão foi realizada através do *Google* planilhas. Após isso, retornamos nossa avaliação e todos os pressupostos foram atendidos.

A regressão linear múltipla permite adição de mais de uma variável independente em uma só análise. Avaliamos os mesmos pressupostos do modelo simples, incluindo agora a ausência de multicolinearidade, que ocorre quando não existe forte correlação entre as variáveis independentes. Para isso, o valor de r deve estar $< 0,9$ e o valor de VIF < 10 (Tabela 4). Deste modo, verificamos a influência dos dados de uso da terra e precipitação 90 dias sobre a temperatura da superfície. Sendo a temperatura nossa variável resposta, enquanto que precipitação e uso da terra foram as variáveis preditoras.

Tabela 4. Verificação dos pressupostos da regressão linear múltipla e resultados dos modelos entre a variável dependente TEMPSUP e as variáveis independente X90D_CHIRPS E LAVPERM.

| Variáveis independentes | Shapiro-Wilk | | Resíduos Outliers | | Durbin-Watson | | Breusch-Pagan | Multicolinearidade | | Modelo | |
|------------------------------|--------------|------|-------------------|------|---------------|------|---------------|--------------------|------|-------------------------|-----------|
| | w | p | Min | Max | D-W | p | p | r | VIF | R ² ajustado | p |
| LAVPERM + X90D_CHIRPS | 0,94 | 0,61 | -1,56 | 1,93 | 2,68 | 0,48 | 0,49 | 0,44 | 1,23 | 0,93 | $< 0,001$ |

Fonte: dados coletados e processados.

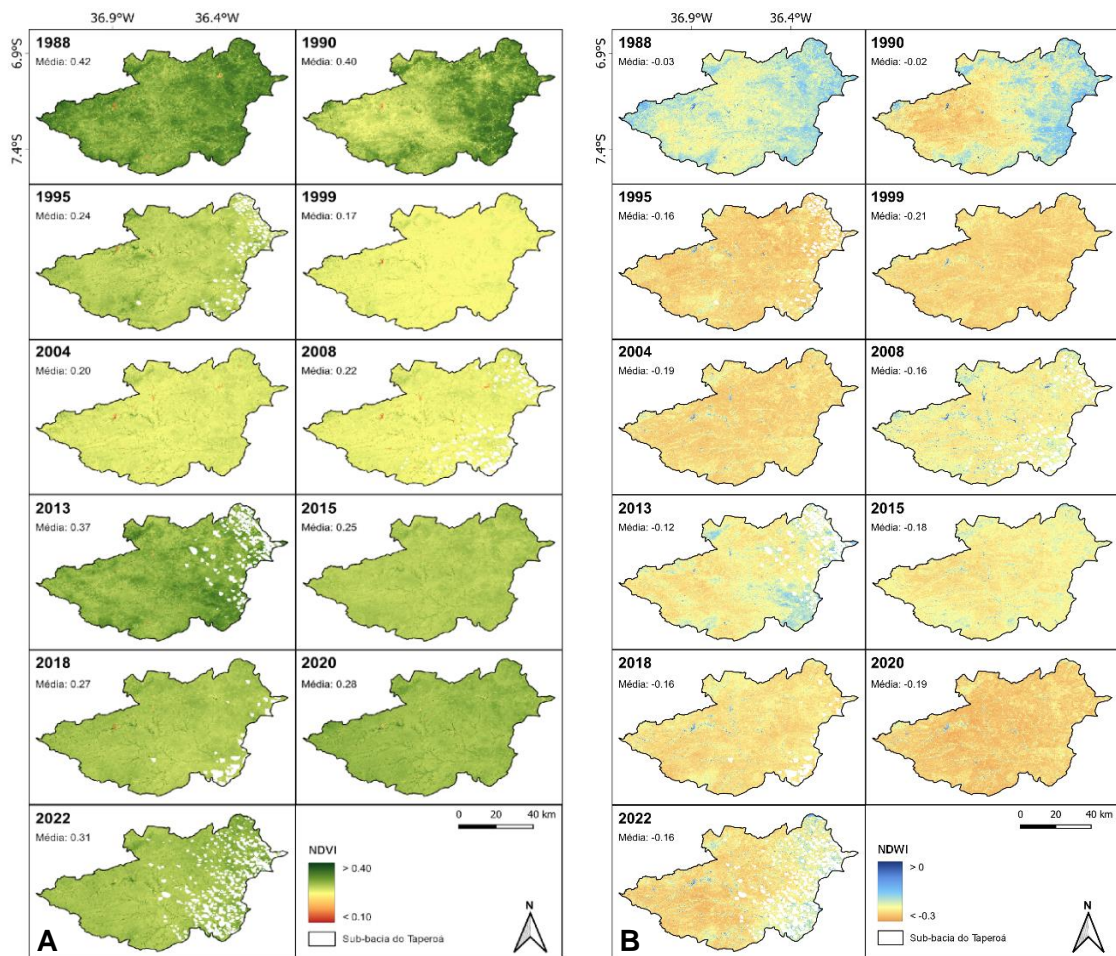
Por fim, confrontamos dois modelos com a finalidade de avaliar qual deles conseguia responder melhor as variações de temperatura da superfície. Logo, o modelo 1 continha a regressão múltipla, o modelo 2 a regressão simples entre temperatura da superfície e lavoura permanente. Para isso, obtivemos os coeficientes padronizados dos modelos, realizamos os testes de Critério Bayesiano de Schwarz (BIC) e Critério de informação de Akaike (AIC), seguido da Análise de Variância (ANOVA) para ver se há diferença significativa entre os modelos.

Todas as imagens foram processadas através do software QGIS, versão 3.28.1-Firenze. Os tratamentos estatísticos foram realizados pelo RStudio, versão 1.1.453.

3 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Ao analisarmos a variação na quantidade de biomassa verde ao longo da sub-bacia (valores de NDVI) e a variação no nível de umidade (NDWI), notamos que eles estão intimamente relacionados (Figura 2), em que os valores variam da mesma maneira em diferentes regiões da sub-bacia. O que já era esperado, considerando que uma vegetação bem hidratada (elevado NDWI), possui maiores taxas de fotossíntese e em consequência maior absorção na região do vermelho o que se traduz em maior NDVI.

Figura 2. Espacialização do NDVI (A) e NDWI (B) em todas as imagens processadas entre 1988 e 2022.



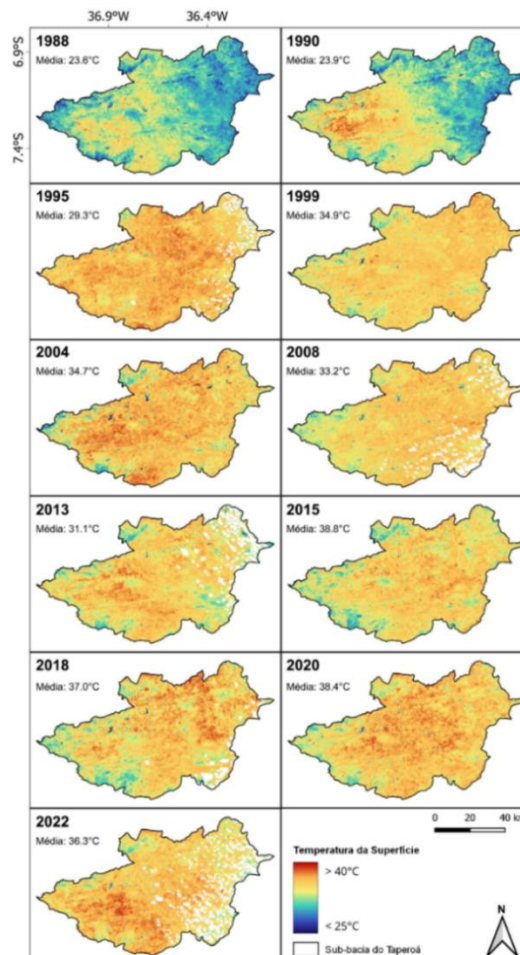
Fonte: autoria própria.

No que se refere a avaliação espacial dos índices de vegetação e de umidade, os maiores valores em ambos foram encontrados nas regiões mais altas da sub-bacia. Áreas de maior altitude e declividade geralmente apresentam maiores valores de NDVI e NDWI, visto que as regiões mais altas e declivosas costumam ser mais frias e úmidas. Além disso, estas são regiões de mais difícil acesso e, portanto, menos afetadas por atividades antrópicas, permitindo maior conservação da vegetação. Na sub-bacia do Rio Taperoá, Chaves *et al.* (2015) observaram que as classes de vegetação com menor risco de degradação ocorriam ao longo dos divisores de água, isto é, nas regiões mais elevadas da bacia, caracterizada por uma fitofisionomia mais densa.

Ademais, valores altos de densidade e de umidade vegetal foram observados junto às drenagens, onde ocorre o maior fluxo acumulado de água e vegetação ciliar. Lacerda *et al.* (2005) em sua análise das espécies de vegetação ciliar presentes na região da sub-bacia, observaram que a maior riqueza foi encontrada ao longo dos riachos, corroborando com o fato de que essas regiões apresentam maior umidade. Além disso, há menor degradação por atividades agrícolas.

A variação espacial da temperatura da superfície (Figura 3) demonstrou que nas áreas de maior densidade de biomassa verde e de umidade, as temperaturas são menores. A vegetação atua como um regulador térmico natural, uma vez que a transpiração das plantas libera umidade na atmosfera que absorve calor durante o processo de evaporação, ajudando a manter as temperaturas mais baixas em áreas com vegetação mais densa. Além disso, em condições saudáveis, a vegetação costuma refletir mais a radiação solar, o que significa que menos energia é convertida em calor na superfície.

Figura 3. Espacialização da Temperatura da Superfície em todas as imagens processadas entre 1988 e 2022.

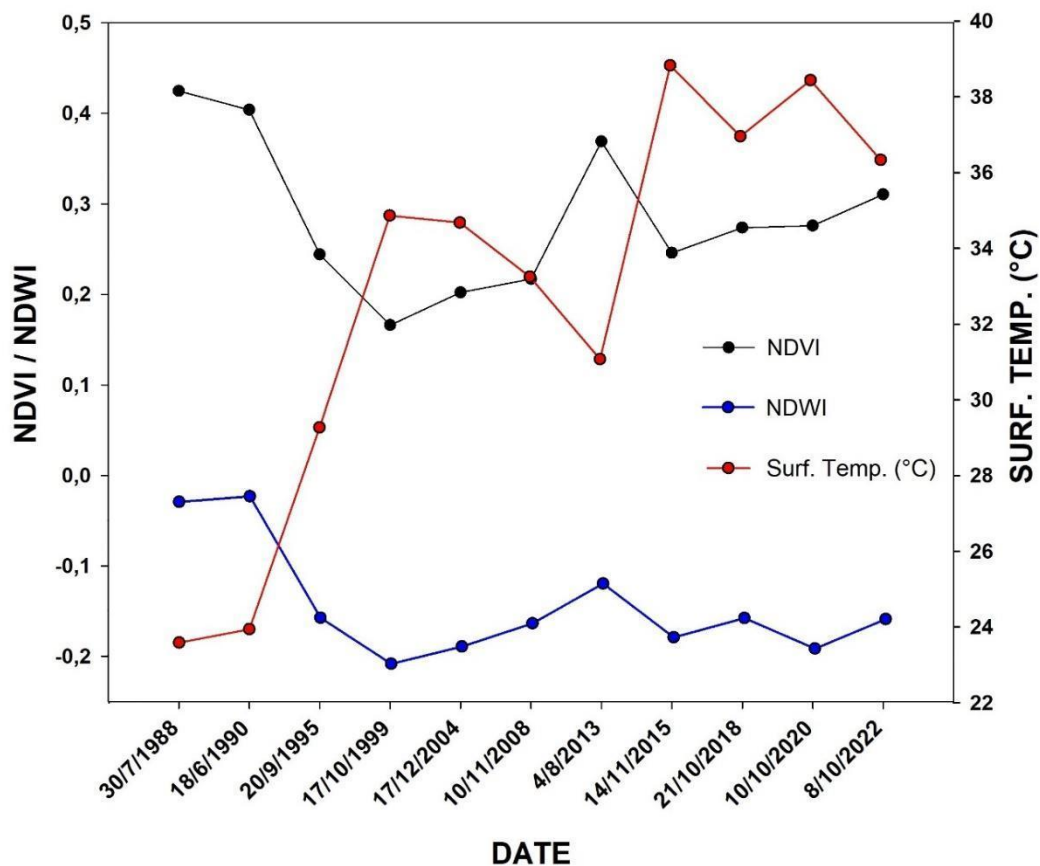


Fonte: autoria própria.

Em relação à variação temporal das médias zonais dos índices de vegetação e umidade (Figura 4), observa-se, em termos gerais, duas etapas de comportamento diferenciado. Uma primeira etapa de queda de valores que se estende até 1999 e uma segunda etapa de aumento progressivo das médias zonais até o ano de 2022. Na segunda etapa, o ano de 2013 se destaca por seus valores comparativamente mais elevados. Nota-se que apesar do aumento sentido na etapa 2, as médias zonais de NDVI e NDWI não atingem os valores observados nos primeiros anos da etapa 1.

As médias zonais da temperatura da superfície, embora tenham flutuado de modo espelhado aos índices de vegetação e umidade, seus valores tiveram, em termos gerais, um aumento significativo contínuo até 2022 (Figura 4).

Figura 4. Médias zonais de NDVI, NDWI e temperatura da superfície em todas as imagens processadas entre 1988 e 2022.



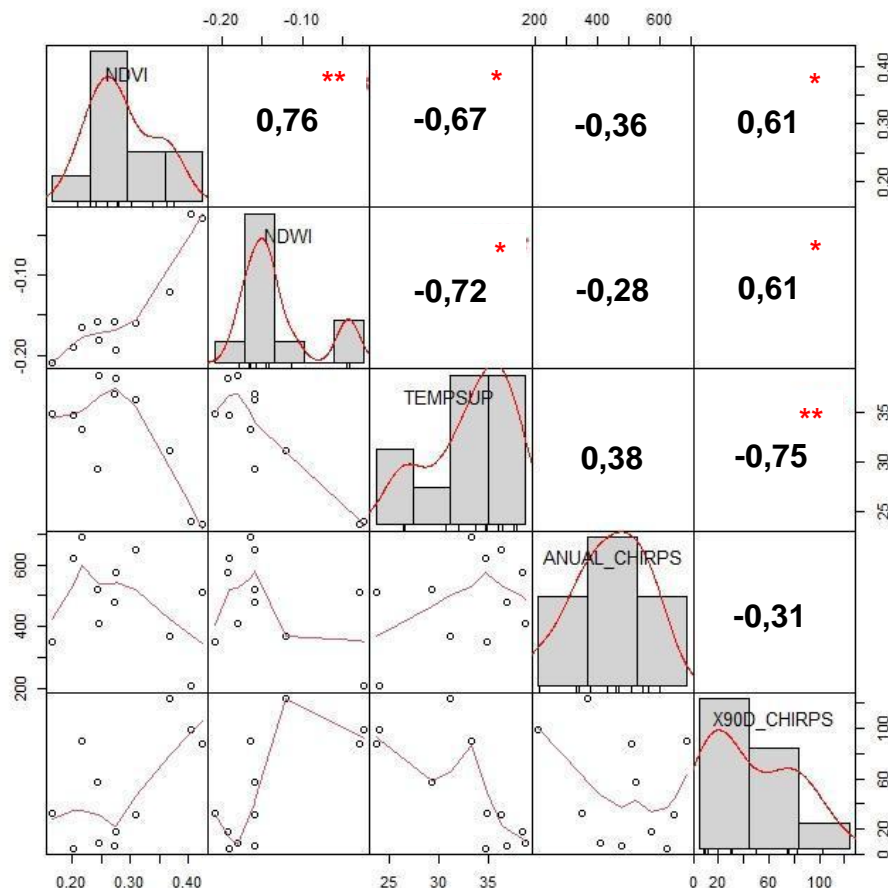
Fonte: autoria própria.

A correlação linear entre as estatísticas zonais das variáveis biofísicas e os dados de precipitação demonstrou que a precipitação acumulada 90 dias antes do imageamento foi a variável que melhor se correlacionou com o NDVI, NDWI e a temperatura da superfície (Figura 5). O coeficiente de correlação foi positivo quando relacionado ao NDVI e NDWI, deste modo, à medida que a precipitação aumenta, os valores de NDVI e NDWI também irão aumentar. Essa defasagem de 90 dias (*time-lag*), foi verificada por outros trabalhos, como o de Barbosa *et al.* (2019) que verificaram que apesar de suas características tipicamente xerofíticas, as plantas da

Caatinga respondem de forma intensa à precipitação, o que foi indicado por correlações positivas significativas com melhores defasagens entre 1 e 3 meses, quando combinaram os dados diários do NDVI com os dados das estações meteorológicas locais.

Por outro lado, a temperatura da superfície se correlacionou negativamente com a precipitação acumulada de 90 dias (Figura 5), isto é, a temperatura tende a diminuir conforme aumenta a precipitação. Isso ocorre por efeito de resfriamento local associado ao aumento da umidade no sistema. Um solo mais úmido consome mais energia na forma de calor latente (evaporação da água) o que atua como um processo de resfriamento na superfície. Além disso, a água presente no solo pode aumentar a condutividade térmica, facilitando a dissipação do calor para as camadas mais profundas do solo, contribuindo para o resfriamento da superfície. Portanto, o aumento da precipitação, especialmente da acumulada 3 meses antes do imageamento, tende a diminuir a temperatura da superfície devido à maior evaporação e dissipação mais eficaz do calor.

Figura 5. Coeficientes de correlação entre as médias zonais dos índices de vegetação e umidade (NDVI e NDWI) e da temperatura da superfície (TEMPSUP), com dados de precipitação anual (ANUAL_CHIRPS) e precipitação acumulada 90 dias antes do imageamento (X90_CHIRPS). * $0,01 < p < 0,05$; ** $0,001 < p < 0,01$; *** $p < 0,001$.



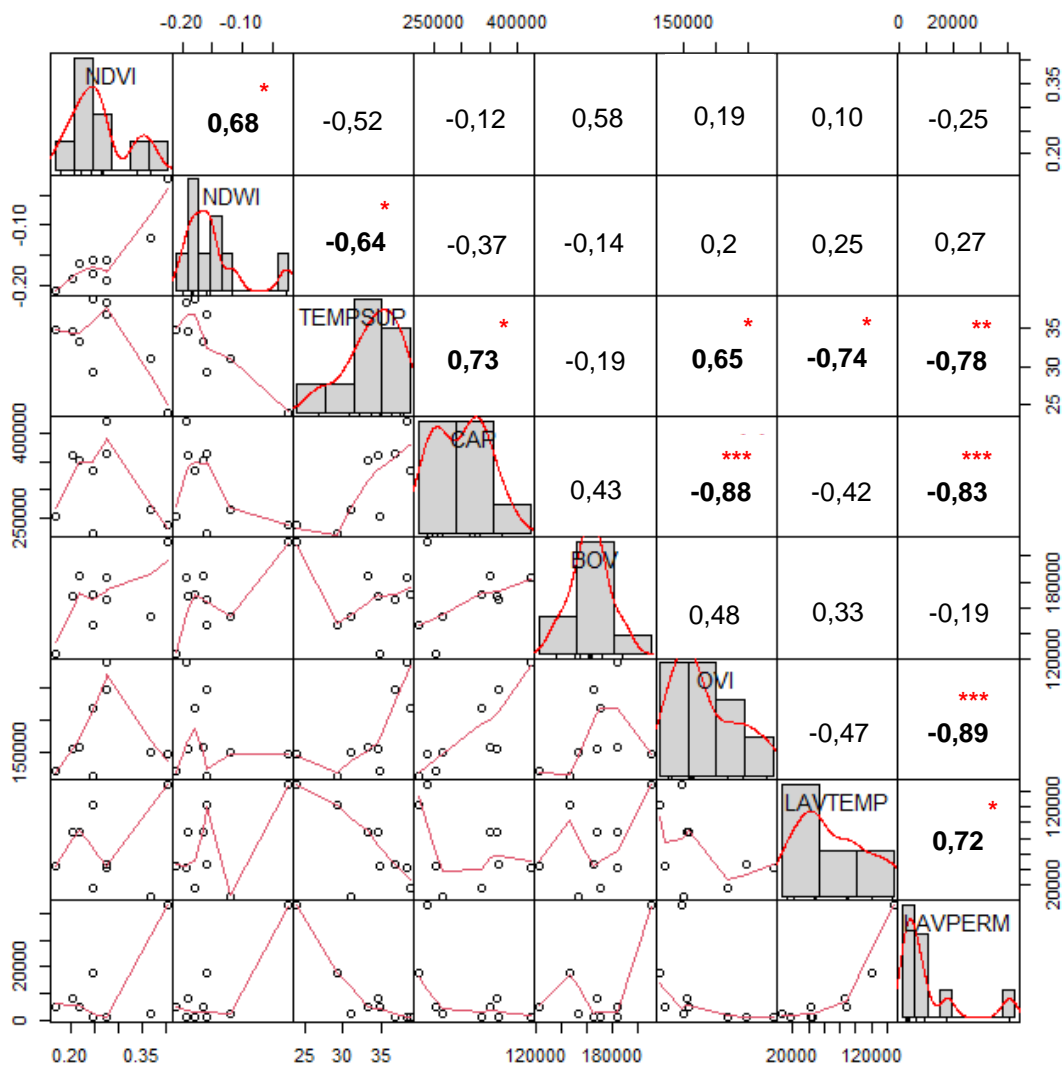
Fonte: autoria própria.

Ainda, é possível observar a forte correlação que costuma acontecer entre os índices de vegetação e umidade (Figura 5), a qual já era esperada e foi observada na

especialização da área de estudo. Os coeficientes (r) obtidos entre a relação da temperatura da superfície com os dados de NDVI e NDWI, apresentam o comportamento inverso que costuma acontecer entre essas variáveis (Figura 5). No qual a temperatura da superfície tende a diminuir pela presença de vegetação saudável e densa, que costuma atuar regulando a temperatura local de maneira natural

Quando avaliadas as relações entre as variáveis biofísicas e os dados de uso da terra (Figura 6), ficou evidente que os índices de vegetação e umidade não se relacionaram significativamente com os dados de uso da terra. Por outro lado, a temperatura da superfície se correlacionou fortemente com as variáveis analisadas, especialmente com a área de lavoura permanente ($r = -0,78$) e o efetivo de caprinos ($r = 0,73$), ou seja, quanto maior a área de lavoura permanente, menor a temperatura e quanto maior o efetivo de caprinos, maior a temperatura.

Figura 6. Coeficientes de correlação entre as médias zonais dos índices de vegetação e umidade (NDVI e NDWI) e da temperatura da superfície (TEMPSUP), com dados de efetivos de caprinos (CAP), ovinos (OVI) e bovinos (BOV) e área de lavoura temporária (LAVTEMP) e permanente (LAVPERM). * $0,01 < p < 0,05$; ** $0,001 < p < 0,01$; *** $p < 0,001$.



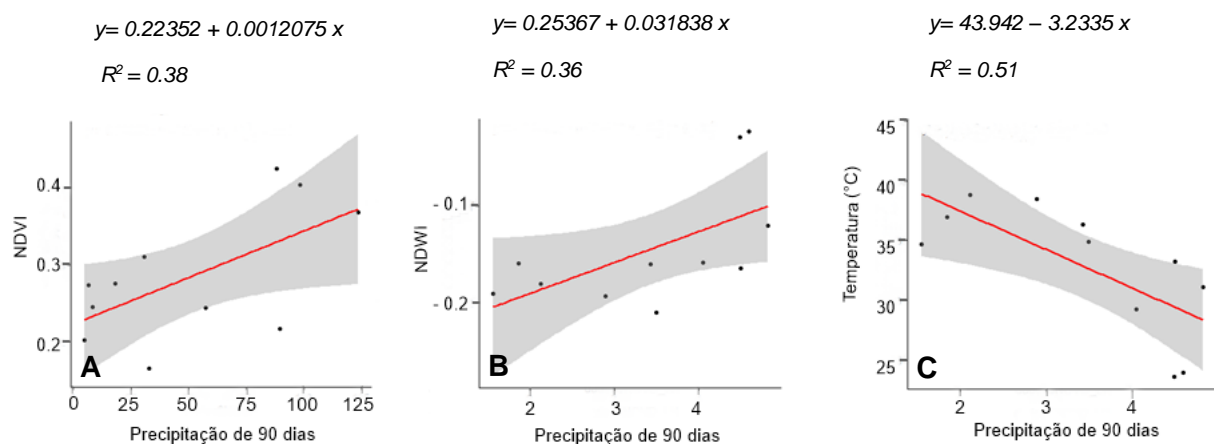
Fonte: autoria própria.

Segundo o IBGE (2022), entre as principais lavouras permanentes cultivadas na região do Planalto da Borborema pode-se destacar bananeiras, cajueiros e coqueiros, onde as bananeiras ocupam a maior área de plantio, atualmente com 700 hectares destinados à colheita. Teixeira (2001), em sua pesquisa com cultura de banana (*Musa spp.*) cv. Pacovan, mostrou que durante o primeiro ciclo de produção, 125 dias após o plantio até o final do florescimento, o fluxo de calor latente (LE) subiu de 75% para 87%. Enquanto o fluxo de calor sensível permaneceu próximo a 2%. Visto isso, a lavoura de bananeira quando irrigada aumenta o LE, mantendo o clima da região mais úmido e, conseqüentemente, a temperatura da superfície torna-se mais baixa. Entretanto, a região da Borborema possui municípios que não estão incluídos em nossa área de estudo, fazendo com que os dados de cultura de bananeira não sejam tão precisos para essa análise. Paiva (2008) afirma que na região da sub-bacia do Rio Taperoá “as áreas desmatadas e utilizadas para a agricultura são, em geral, ocupadas pelas culturas de palma forrageira, agave, algodão, milho e feijão”. Ou seja, em sua maioria componentes da lavoura temporária, a qual também apresentou correlação negativa com a temperatura da superfície. Folhes *et al.* (2007), comparando regiões de culturas irrigadas com aquelas de caatinga aberta e solo exposto, observaram que o fluxo de calor latente é mais elevado nas culturas irrigadas, onde o efeito refrigerante do ambiente é maior, isso devido ao conteúdo hídrico na cultura. Sendo assim, a forte relação negativa entre a temperatura da superfície e a área de lavoura permanente pode ser explicada pelo equilíbrio entre os componentes do balanço de energia na superfície.

O efetivo de caprinos pode contribuir para o aumento da temperatura da superfície quando a vegetação local é removida para sua criação, como mencionado por Paiva (2008), Lima, Silva e Duarte (2016) e Santos *et al.* (2019) ou devido ao forrageio desses animais na vegetação local, especialmente nos períodos em que as plantas ainda estão jovens (Leal; Tabarelli; Silva, 2003). Essas atividades impedem o desenvolvimento da vegetação que, como citado anteriormente, contribui para a redução da temperatura da superfície.

A capacidade de predição da variável precipitação acumulada de 90 dias sobre as variáveis biofísicas foi significativa e particularmente forte com a temperatura da superfície ($R^2 = 0,51$ - Figura 7).

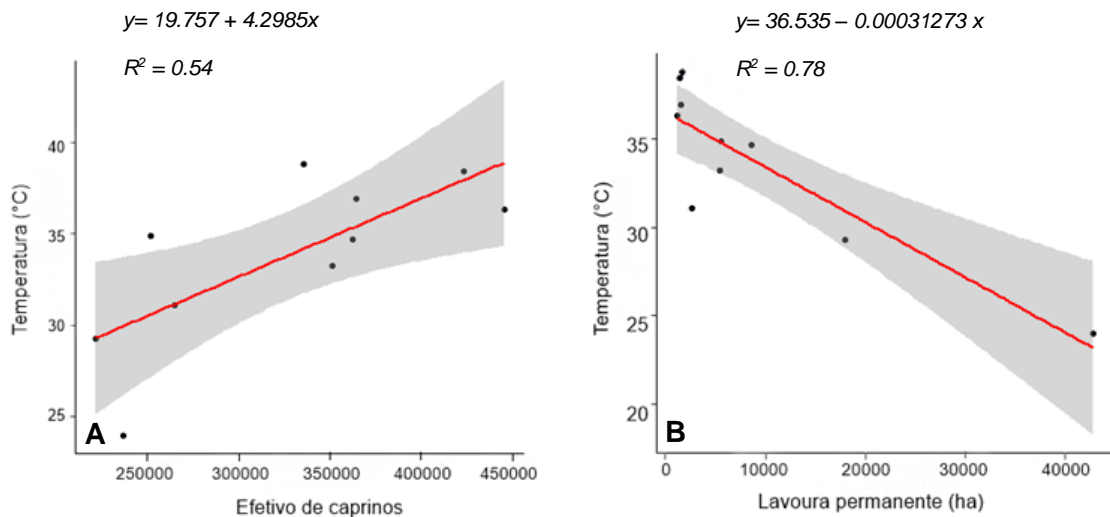
Figura 7. Regressão linear simples com equação da reta e valor de R^2 entre as variáveis modeladas NDVI (A), NDWI (B) e temperatura da superfície (C) e a precipitação acumulada em 90 dias.



Fonte: autoria própria.

No entanto, a capacidade de predição do efetivo de caprinos e da área de lavoura permanente sobre a temperatura foi maior com, respectivamente, $R^2 = 0,54$ e $R^2 = 0,78$ (Figura 8).

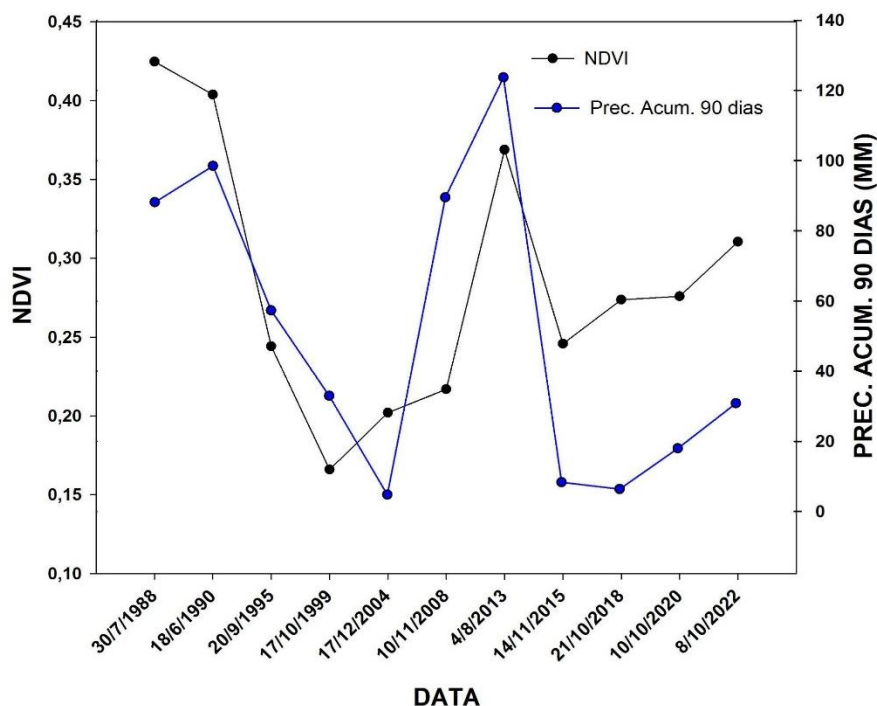
Figura 8. Regressão linear simples com equação da reta e valor de R^2 entre as variáveis modeladas temperatura da superfície e os efetivos de caprinos (A) e a área destinada à colheita de lavoura permanente (B).



Fonte: autoria própria.

Logo, os índices de vegetação e umidade são particularmente sensíveis ao regime de chuvas e irão responder mais facilmente a mudanças sazonais e anuais da precipitação na região do que a mudanças no uso da terra, como ficou evidente na Figura 9, observa-se que o NDVI responde de forma espelhada à precipitação, justificando-se o pico de valores elevados no ano de 2013.

Figura 9. Variação das médias de NDVI e da precipitação acumulada 90 dias antes do imageamento ao longo dos anos analisados.



Fonte: autoria própria.

Comparando o modelo de regressão linear múltipla (modelo 1) com o modelo de regressão linear simples (modelo 2), para verificar qual deles responde melhor a temperatura da superfície, vimos que os coeficientes padronizados do modelo 1 nos mostraram que a variável lavoura permanente (LAVPERM) tem importância maior na previsão da temperatura da superfície, isso devido ao seu valor superior ao da variável de precipitação (X90D_CHIRPS), como pode ser observado na Tabela 5.

Tabela 5. Coeficientes padronizados do modelo de regressão múltipla entre os dados de temperatura da superfície (TEMPSUP), lavoura permanente (LAVPERM) e precipitação acumulada de 90 dias (X90D_CHIRPS).

| X90D_CHIRPS | LAVPERM |
|-------------|------------|
| -0.4518444 | -0.6851876 |

Fonte: dados coletados e processados.

Ambos os testes AIC e BIC (Tabelas 6 e 7) demonstram que o modelo linear múltiplo (modelo 1) explica melhor as variações na temperatura da superfície, isso porque o mesmo apresentou os menores valores nos resultados dos testes e a diferença em relação ao outro modelo se mostrou superior a 10.

Tabela 6. Teste AIC (Critério de informação de *Akaike*) entre o modelo 1 (regressão múltipla) e modelo 2 (regressão simples).

| | df | AIC |
|-----------------|----|----------|
| Modelo 1 | 4 | 37.19169 |
| Modelo 2 | 3 | 48.81900 |

Fonte: dados coletados e processados.

Tabela 7. Teste BIC (Critério Bayesiano de *Schwarz*) entre o modelo 1 (regressão múltipla) e modelo 2 (regressão simples).

| | df | BIC |
|-----------------|----|----------|
| Modelo 1 | 4 | 38.40203 |
| Modelo 2 | 3 | 49.72676 |

Fonte: dados coletados e processados.

A ANOVA nos mostrou que o $Pr(>F)$ foi inferior a 0,05 indicando que os modelos são diferentes e, portanto, há um melhor que o outro. O melhor modelo será aquele com menor valor de *Residual Sum of Squares* (RSS), sendo em nossa análise o modelo múltiplo (Tabela 8).

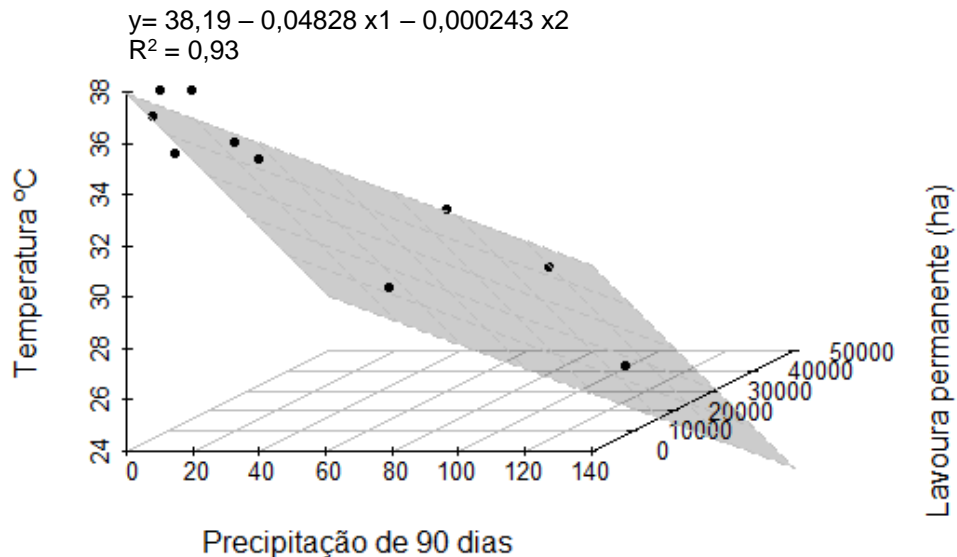
Tabela 8. Análise de variância (ANOVA) entre o modelo 1 (regressão múltipla) e modelo 2 (regressão simples). Valores de referência: 0 '****' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 '' 1.

| | Res.Df | RSS | Df | Sum of Sq | F | Pr(>F) |
|-----------------|--------|---------------|----|-----------|--------|-------------|
| Modelo 1 | 7 | 10.847 | - | - | - | - |
| Modelo 2 | 8 | 42.377 | -1 | -31.53 | 20.348 | 0.002762 ** |

Fonte: Dados coletados e processados.

Sendo assim, de acordo com o modelo 1, a temperatura da superfície responde a mudanças no regime de precipitação e a mudanças no uso da terra, sendo esta última a variável preditora mais influente, como verificado na regressão múltipla realizada que conseguiu explicar 93% da variação dos dados (Figura 10).

Figura 10. Regressão linear múltipla com equação da reta e valor de R^2 entre as variáveis modeladas temperatura da superfície (TEMPSUP), precipitação 90 dias antes do imageamento (x1) e lavoura permanente (LAVPERM).



Fonte: autoria própria.

Podemos dizer que a cada 1 mm acumulado de chuva 90 dias antes do imageamento, a temperatura diminui 0,05 °C aproximadamente e a cada 1 hectare suplementar de área de lavoura permanente a temperatura diminui 0,0002 °C. Em termos mais explícitos, a temperatura desce 1°C a cada 20 mm de precipitação acumulada em 90 dias e a cada 4000 hectares (aproximadamente) de área de colheita de lavoura permanente.

Assim, temos a hipótese de que na sub-bacia do rio Taperoá os proprietários de fazendas abandonaram a lavoura no início da década de 90 e optaram principalmente pela criação de caprinos e ovinos, tendo o número de efetivos de ambos praticamente duplicado em 30 anos (Tabela 9 e Figura 11).

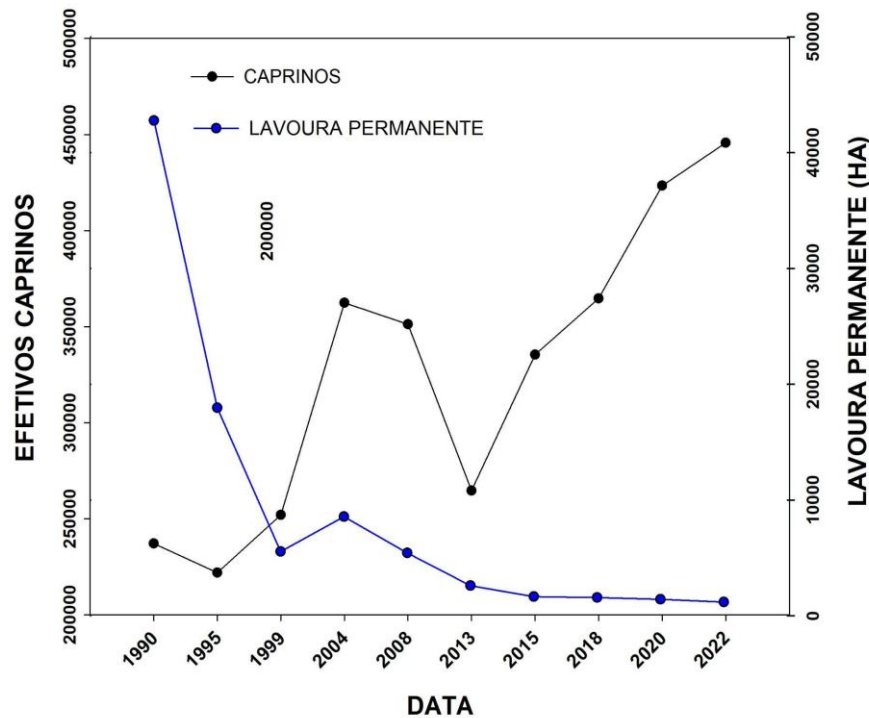
Tabela 9. Efetivos de caprinos (CAP), bovinos (BOV) e ovinos (OVI) e área (ha) de lavoura temporária e permanente na mesorregião Borborema.

| Ano | Efetivos (cabeças) | | | Área plantada (ha) | |
|------|--------------------|---------|---------|--------------------|--------------------|
| | Caprinos | Bovinos | Ovinos | Lavoura Temporária | Lavoura Permanente |
| 2022 | 445.646 | 194.558 | 300.154 | 35.432 | 1.180 |
| 2020 | 423.352 | 183.805 | 287.932 | 43.018 | 1.414 |
| 2018 | 364.661 | 165.501 | 246.355 | 46.160 | 1.568 |

| | | | | | |
|------|---------|---------|---------|---------|--------|
| 2015 | 335.366 | 170.673 | 219.253 | 16.600 | 1.648 |
| 2013 | 264.645 | 153.230 | 151.580 | 6.213 | 2.597 |
| 2008 | 351.212 | 184.272 | 158.500 | 88.591 | 5.421 |
| 2004 | 362.373 | 168.599 | 155.331 | 86.923 | 8.569 |
| 1999 | 251.979 | 123.335 | 120.548 | 43.985 | 5.540 |
| 1995 | 221.844 | 146.823 | 115.037 | 121.632 | 17.967 |
| 1990 | 237.077 | 211.093 | 148.657 | 148.160 | 42.769 |

Fonte: dados coletados e processados.

Figura 11. Decréscimo da lavoura permanente e aumento do efetivo de caprinos de acordo com os anos analisados.



Fonte: autoria própria.

Essa mudança de objetivos dos proprietários permitiu a regeneração da vegetação de forma natural, para um tipo sucessional secundário, composto por uma vegetação de fitofisionomia mais arbustiva e arbórea. Isso explicaria porque os valores de NDVI e NDWI decaíram até 1999, fruto do abandono das lavouras e um aumento sucessivo dos mesmos índices à medida que a vegetação secundária se estabelecia e respondiam às flutuações da precipitação.

Queiroz *et al.* (2022), em sua análise dos tipos de coberturas vegetais presentes na região da sub-bacia do Rio Taperoá, notaram que houve um aumento da vegetação densa e herbácea, entre os anos de 2013 e 2021. Assim como, nesse mesmo intervalo de tempo, a região de solo exposto também diminuiu consideravelmente em quase 35% de sua área.

A tendência contínua de aumento das temperaturas da superfície observada na variação temporal, apesar de uma aparente recuperação da vegetação nativa nas últimas décadas, é reflexo que o sistema climático e hidrológico se encontra desbalanceado: pouca água no sistema solo-planta e baixa evapotranspiração, fazem com que não ocorra o resfriamento natural e as temperaturas da superfície aumentam. Pires *et al.* (2017) em seu trabalho realizado numa região do semiárido Pernambucano, detectaram que a caatinga em regeneração utilizou mais energia para o aquecimento do ar. O único período em que isso não aconteceu foi durante os meses de chuva, nesses o LE apresentou os maiores valores.

A reduzida quantidade de água no sistema (também visível nas médias de NDWI que nunca recuperaram os valores iniciais da nossa análise) não será reflexo de menor precipitação, até porque as variações na precipitação anual não demonstram redução. Na realidade, supomos que é reflexo de mudanças na UCT ao longo de décadas, inclusive anteriores aos da nossa análise: um histórico de degradação ambiental que se inicia desde os tempos coloniais onde campos de algodão e gado ocupavam as paisagens da Caatinga (Beltrão, 2003; Seabra, 2014). A produção de algodão, hoje em dia muito menor, explorava práticas como desmatamento e queimadas para se estabelecer e a criação de gado no semiárido que levou ao empobrecimento da vegetação, pois a flora era usada para suporte forrageiro. Então, a sub-bacia do rio Taperoá é um espelho do que ocorre por toda a Caatinga, um cenário de degradação onde a vegetação nativa foi retirada séculos atrás e desestruturou o solo, em ambiente de embasamento cristalino e chuvas irregulares, dificultando a permanência de água no sistema e o restabelecimento do ecossistema em sua condição original. Sendo assim, fica evidente que a sub-bacia do Taperoá tem sua contribuição para abastecimento dos açudes que sustentam indústrias, atividades agrícolas e milhares de pessoas, comprometida.

Ainda, a substituição das lavouras pela criação de ovinos e caprinos aparentemente possibilitou uma recuperação da vegetação, mas não em sua estrutura original, capaz de manter um sistema climático e hidrológico equilibrado. Estudos apontam que uma restauração passiva, ou seja, uma recuperação espontânea do ecossistema Caatinga, sem reflorestamento e sem manejo do solo, mesmo apresentando uma sucessão regenerativa secundária, não retorna à sua estrutura e biodiversidade original (Tabarelli *et al.*, 2023; Araújo *et al.*, 2023). Para isso, seria necessária uma intervenção a nível de restauração florestal ativa com manejo do solo e uma mudança no modelo de produção predominante na sub-bacia, como por exemplo o proposto por Araújo *et al.* (2021), que prevê alta produtividade agropecuária quando as paisagens são compostas por 50% de cobertura arbórea natural (onde se mantém as maiores proporções de água no solo, menores taxas de erosão, bem como outras contribuições da natureza que própria agricultura depende) e por 50% de áreas agrícolas associadas às práticas necessárias para região semiárida em um modelo misto com a pecuária.

4 CONCLUSÃO

A sub-bacia do Taperoá, possivelmente um espelho do que ocorre em toda a Caatinga, sofreu uma mudança no uso da terra: na década de 90 os agricultores abandonaram as lavouras permanentes e temporárias e optaram pela criação de ovinos e caprinos. Em um primeiro momento, essa mudança se manifestou em valores decrescentes de quantidade de biomassa verde e menor umidade no sistema, à medida que as lavouras eram abandonadas. Em um segundo momento, a vegetação

secundária foi se recuperando e os valores de NDVI e NDWI foram aumentando, mas não para os valores iniciais da análise.

NDVI e NDWI se demonstraram muito correlacionados com a precipitação acumulada de 90 dias e muito sensíveis à sua variação, mas não se correlacionaram com as mudanças de uso da terra. Já a temperatura da superfície, que aumentou continuamente ao longo dos 30 anos, se mostrou altamente correlacionado com o efetivo de caprinos e as lavouras permanentes.

Presumimos que a aparente recuperação da vegetação em um mosaico de vegetação sucessional secundário não apresenta a estrutura da vegetação original, justificando o contínuo aumento das temperaturas, um reflexo do desbalanceamento climático e hidrológico da região. Anos de remoção da vegetação original desestruturou o solo, em ambiente cristalino e de chuvas irregulares, não possibilitando o retorno do ecossistema em seu equilíbrio climático e hidrológico apenas com regeneração passiva.

Dessa forma, é de extrema importância realizar estudos mais aprofundados para corroborar o aparente desequilíbrio energético da região que está em aparente recuperação, mas que não consegue reter níveis de água adequados em seu sistema capaz de elevar a evapotranspiração e resfriar o ambiente de modo a conservar a água no sistema para as diversas atividades agropecuárias da região e suprimento dos açudes que abastecem as cidades em crescimento.

5 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AESA. **Geoportal AESA**: Shapefiles. Disponível em: <<http://geoserver.aesa.pb.gov.br/geoprocessamento/geoportal/shapes.html>>. Acesso em: 08 de maio de 2023.
- ALVARES, C. A. et al. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, v. 22, n. 6, p. 711-728, dezembro, 2013.
- ARAUJO, H.F.P. et al. Human disturbance is the major driver of vegetation changes in the caatinga dry forest region. **Scientific Reports**, v.13, 18440, 2023.
- ARAUJO, H. F. P. et al. A sustainable agricultural landscape model for tropical drylands. **Land Use Policy**, v.100, p. 104-913, 2021.
- BARBOSA, H.A. et al. Assessment of Caatinga response to drought using Meteosat-SEVIRI Normalized Difference Vegetation Index (2008-2016). **Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 148, p. 235-252, 2019.
- BELTRÃO, N.E. de M. Breve história do algodão no nordeste do Brasil. **Embrapa**. 17. 2003. DOI: 10.4257/oeco.2007.1103.01
- CHANDER, G. and MARKHAM, B. (2003). Revised Landsat-5 TM Radiometric Calibration Procedures and Post Calibration Dynamic Ranges. **IEEE Transaction on Geosciences and Remote Sensing**, n.41, p. 2674-2677. DOI: [dx.doi.org/10.1109/TGRS.2003.818464](https://doi.org/10.1109/TGRS.2003.818464)
- CHAVES, I. B. et al. Modelagem e Mapeamento da degradação da Caatinga. **Revista Caatinga**, Mossoró (RN). v. 28, n. 1, p. 183 – 195, Jan/Mar., 2015.

COSTA, W. L. B. et al. **Resposta de índices de vegetação às precipitações em diferentes regiões do Estado da Bahia**. 2017. 81 f. Dissertação (Mestrado em Meteorologia) – Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2017.

DUTTA, D.; GUPTA, S.; CHAKRABORTY, A. Effect of different land use land cover on surface heat budget – a case study from a tropical humid region of India. **Remote Sensing Applications: society and environment**, v. 25, 2022. DOI: 10.1016/j.rsase.2021.100675

FOLHES, M. T. et al. Estimativa de fluxos de energia por meio do modelo METRIC em região semi-árida. Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 13. (SBSR)., 2007, Florianópolis. **Anais [...]** São José dos Campos: INPE, 2007. p. 3349-3356. CD-ROM; On-line. ISBN 978-85-17-00031-7. Disponível em: <<http://urlib.net/ibi/dpi.inpe.br/sbsr@80/2006/11.14.11.33>>. Acesso em: 15 de setembro de 2023

GALVÍNCIO, J. D.; SOUSA, F. A. S.; SRINIVASAN, V. S. Balanço Hídrico à Superfície da Bacia Hidrográfica do Açude Epitácio Pessoa. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, Porto Alegre. v. 11 n.3, p. 135-146, Jul/Set., 2006.

HUANG, J. et al. Dryland climate change: Recent progress and challenges. **Rev. Geophys.** n. 55, p. 719–778, 2017.

IBGE/Diretoria de Pesquisas. 2020. **Coordenação de População e Indicadores Sociais. Gerência de Estudos e Análises da Dinâmica Demográfica**. Projeção da população Brasil por sexo e idades simples, em 1º de julho - 2010/2060.

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). **Malha municipal 2022**. Rio de Janeiro: IBGE, 2022. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio/malhas-territoriais/15774-malhas.html>>. Acesso em: 11 de agosto de 2023.

IPCC. **Summary for Policymakers. In: Climate Change 2021: The Physical Science Basis**. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Masson-Delmotte, V., P. Zhai, A. Pirani, S.L. Connors, C. Péan, S. Berger, N. Caud, Y. Chen, L. Goldfarb, M.I. Gomis, M. Huang, K. Leitzell, E. Lonnoy, J.B.R. Matthews, T.K. Maycock, T. Waterfield, O. Yelekçi, R. Yu, and B. Zhou (eds.)]. In Press. 2021.

LACERDA, A. V. et al. Levantamento florístico do componente arbustivo-arbóreo da vegetação ciliar na bacia do rio Taperoá, PB, Brasil. **Acta Botanica Brasilica**, v. 19, n. 3, p. 647-656. Setembro, 2005. DOI: 10.1590/S0102-33062005000300027

LEAL, I. R. et al. Ecologia e conservação da caatinga. *In*: Leal, I. R.; TABARELLI, M.; SILVA, J. M. C. **Herbivoria por caprinos na caatinga da região de xingó: uma análise preliminar**. 2. ed. Recife: Ed. Universitária da UFPE, 2003. p. 695-715.

- LI, Z. L. et al. A review of current methodologies for regional evapotranspiration estimation from remotely sensed data. **Sensors, Basel**, v.9, p.3801-3853, 2009. DOI: 10.3390/s90503801
- LIMA, F. N.; SILVA, J. B.; DUARTE, S. M. A. Caracterização ambiental da sub-bacia do rio Taperoá – Paraíba. **Ambiência**, Guarapuava (PR), v. 13, n. 2, p. 284-300. Maio/Agosto, 2017.
- MACHADO, F. M. **Evaluation of global-scale precipitation products using the DHI Global Hydrological Model**. 2021. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Sanitária e Ambiental) - Centro tecnológico, Universidade Federal de Santa Catarina, Santa Catarina, 2021.
- MARKHAM, B. L.; BARKER, J. L. (1987) Thematic Mapper bandpass solar exoatmospheric irradiances, **International Journal of Remote Sensing**, n. 8 v.3, p. 517-523, DOI: 10.1080/01431168708948658
- Ministério da Integração Nacional (MIN) – Grupo de Trabalho Interministerial do semiárido (Departamento de Planejamento de Desenvolvimento Regional). **Semiárido Brasileiro**. Mapeamento atualizado em 2017.
- NAHA, S.; RICO-RAMIREZ, M. A.; ROSOLEM, R. Quantifying the impact of land cover changes on hydrological responses in India. **Hydrology and Earth System Sciences**, 2021. DOI: 10.5194/hess-2021-306
- OLIVEIRA, F. M. B.; AMBROZEVICIUS, A. P. Açude Epitácio Pessoa – Boqueirão (PB) situação hídrica e perspectivas com a chegada da água da transposição do Rio São Francisco. Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, 12, 2017. Florianópolis. **Anais [...]**. Santa Catarina: Associação Brasileira de Recursos Hídricos, 2017. 8 p. Tema: Extremos hidrológicos.
- PAIVA, L. A. N. **Detecção de áreas degradadas na sub-bacia hidrográfica do Rio Taperoá/PB, utilizando variáveis físicas dos sensores MODIS/TERRA e TM/LANDSAT/**. 2008. 94 f. Dissertação (Mestrado em Geografia) - Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2008.
- PIRES, W. N. et al. Fluxos de radiação, energia, CO₂ e vapor d'água em uma área de caatinga em regeneração. **Agrometeoros**, Passo Fundo (RS). v. 25, n.1, p.143-151. Agosto, 2017. DOI: 10.31062/agrom.v25i1.26289.
- POPOVYCH, V. F.; DUNAIEVAD, L.A. Assessment of the GPM IMERG and CHIRPS precipitation estimations for the steppe part of the Crimea. **Meteorology Hydrology and water Management**, v.9, 2021. DOI: 10.26491/mhwm/133088
- QUEIROZ, F. et al. Mudanças no uso e cobertura da terra em uma bacia de clima semiárido: o estudo de caso da bacia do Rio Taperoá. **OKARA: Geografia em debate**, João Pessoa (PB), v. 16, n. 2, p. 235-246, 2022. ISSN: 1982-3878.

ROGGER, M. et al. Land use change impacts on floods at the catchment scale: Challenges and opportunities for future research. **Water Resources Research**, v. 53, p. 5209–5219, 2017. DOI: 10.1002/2017WR020723. 2016.

SALIMON, C.; ANDERSON, L. How strong is the relationship between rainfall variability and Caatinga productivity? A case study under a changing climate. **Anais da Academia Brasileira de Ciências**, v. 90, n. 2, p. 2121-2127, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1590/0001-3765201720170143>

SANTOS, C. et al. Caracterização das unidades de paisagens na bacia hidrográfica do Rio Taperoá- PB. **GeoUECE (Online)**. v. 08, n. 15, p. 137-149. Jul./Dez. 2019.

SEABRA, Giovanni. **Paraíba**. 1ª ed. João Pessoa: UFPB/F&A Gráfica Editora Ltda, 2014.

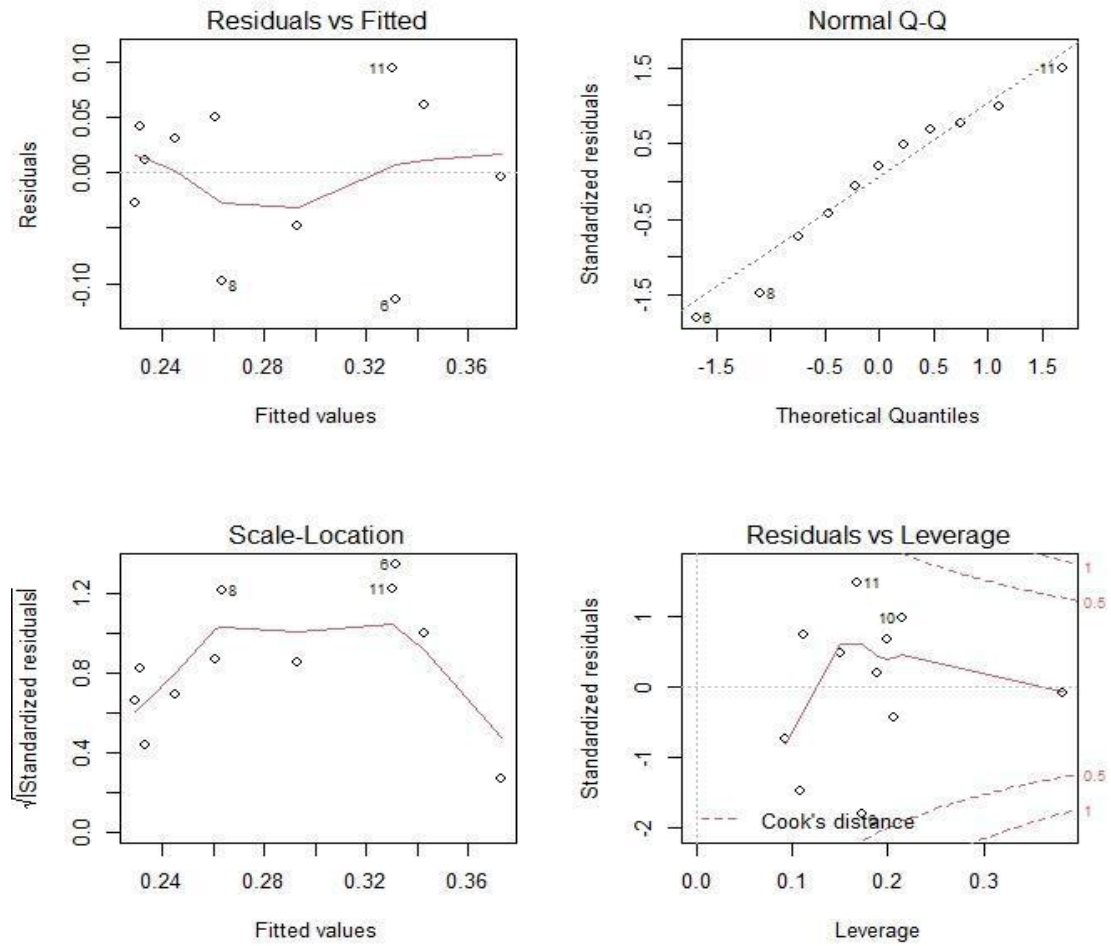
SOUZA, C.M. et al. Reconstructing three decades of land use and land cover changes in Brazilian biomes with Landsat archive and Earth Engine. **Remote Sensing**, v.12. Agosto, 2020. DOI: 10.3390/rs12172735

TABARELLI, M. et al. Tropical Dry Forests. Encyclopedia of Biodiversity. Corrected Proof. 2023.

TEIXEIRA, A. H. C. Avaliação dos componentes do balanço de energia durante o primeiro ano de cultura da banana. **Revista Brasileira De Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 5, n.1, p. 28–32, Janeiro, 2001. DOI: 10.1590/S1415-43662001000100006

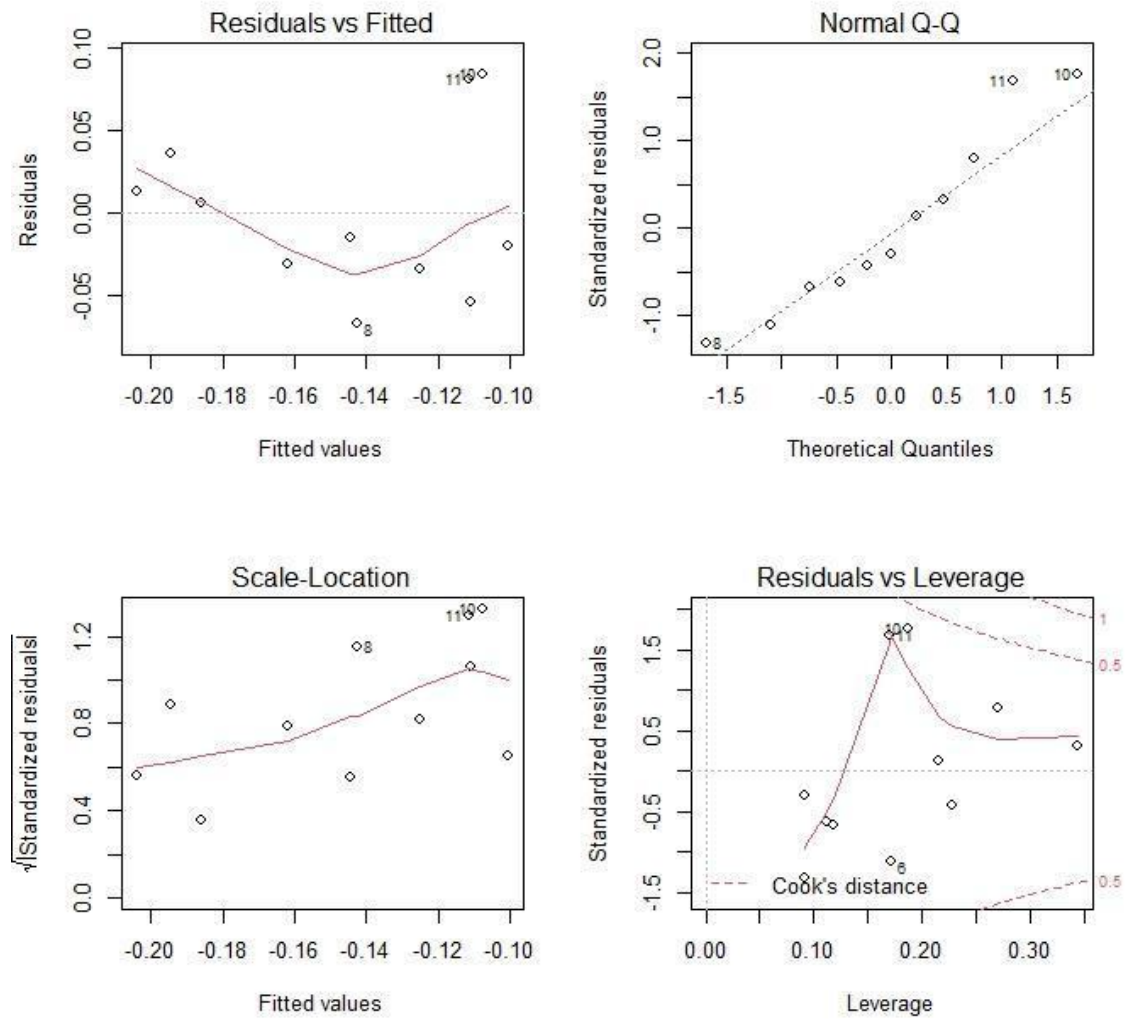
APÊNDICE A – Análise gráfica dos pressupostos estatísticos

Figura 1. Verificação gráfica dos pressupostos da regressão linear entre as variáveis NDVI e X90D_CHIRPS.



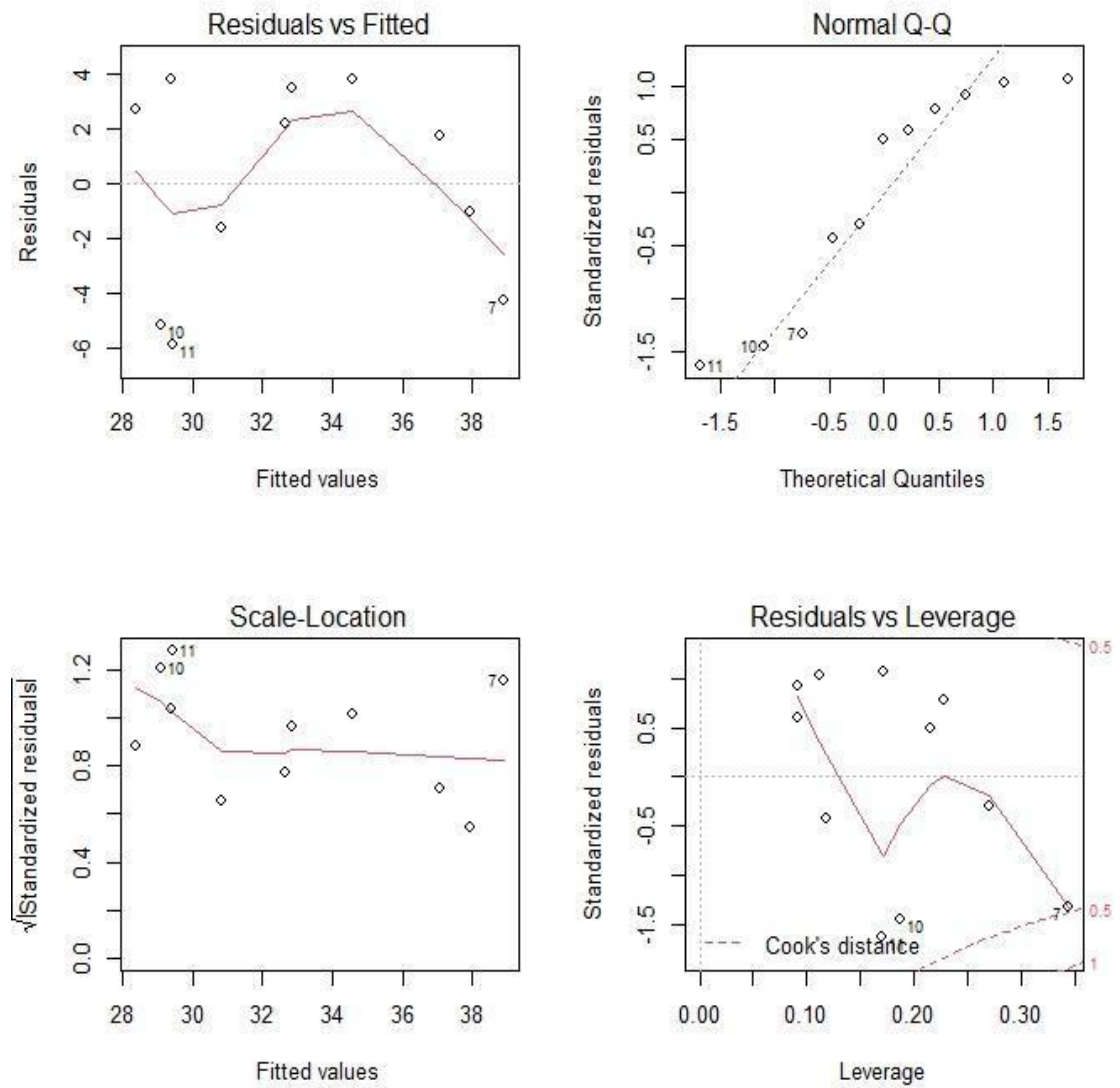
Fonte: autoria própria.

Figura 2. Verificação gráfica dos pressupostos da regressão linear entre as variáveis NDWI e X90D_CHIRPS.



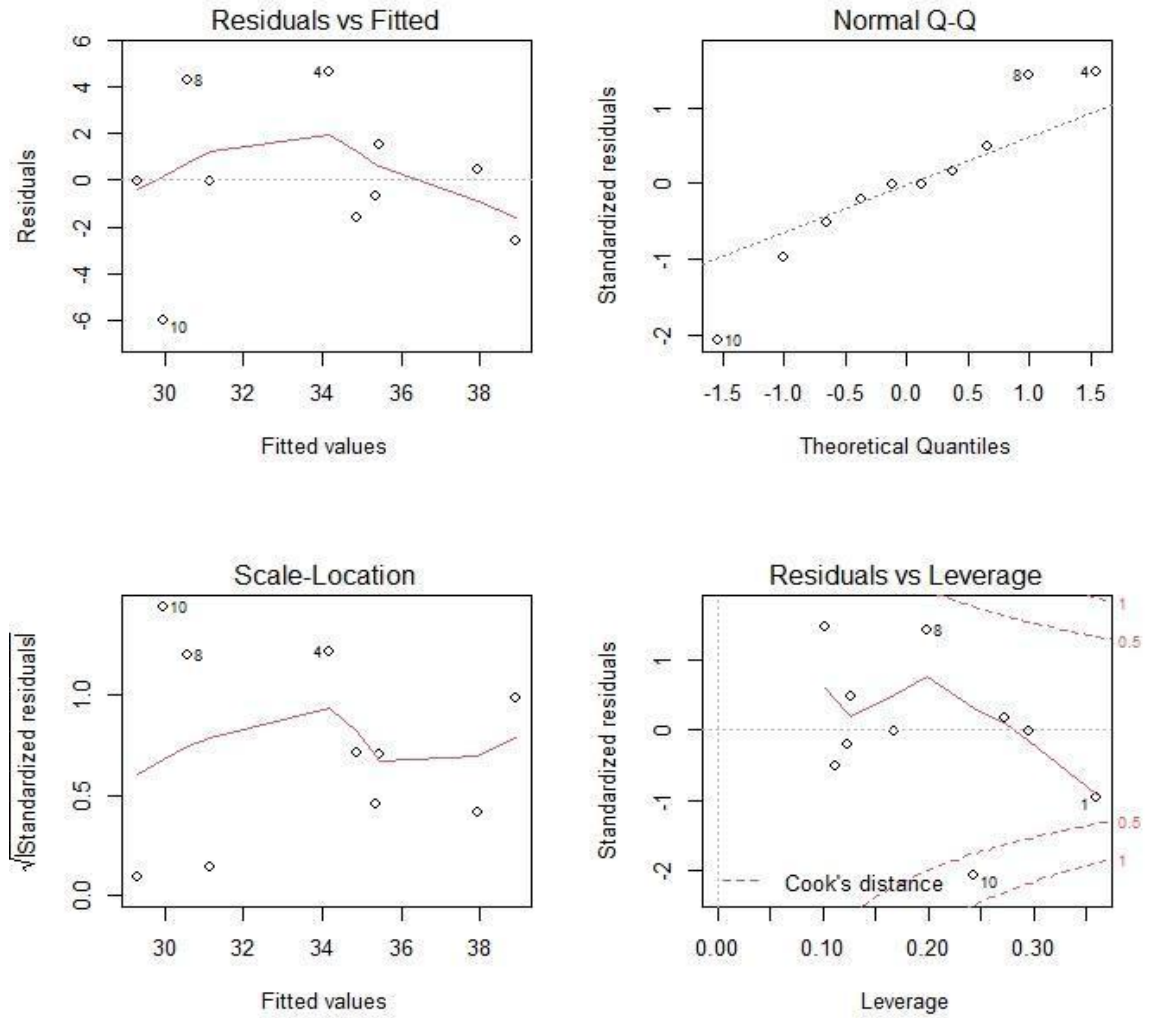
Fonte: autoria própria.

Figura 3. Verificação gráfica dos pressupostos da regressão linear entre as variáveis TEMPSUP e X90D_CHIRPS.



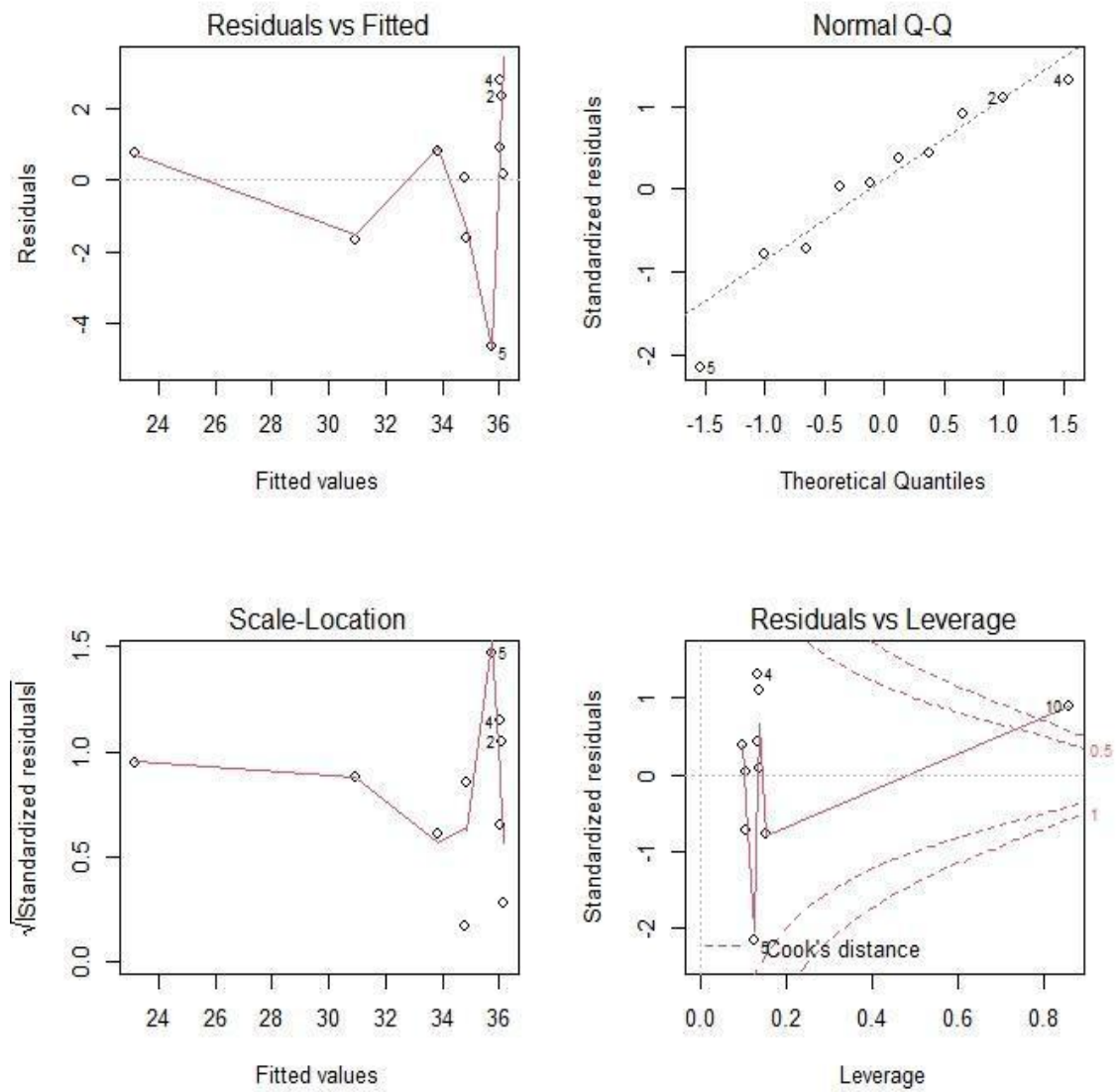
Fonte: autoria própria.

Figura 4. Verificação gráfica dos pressupostos da regressão linear entre as variáveis TEMPSUP e CAP.



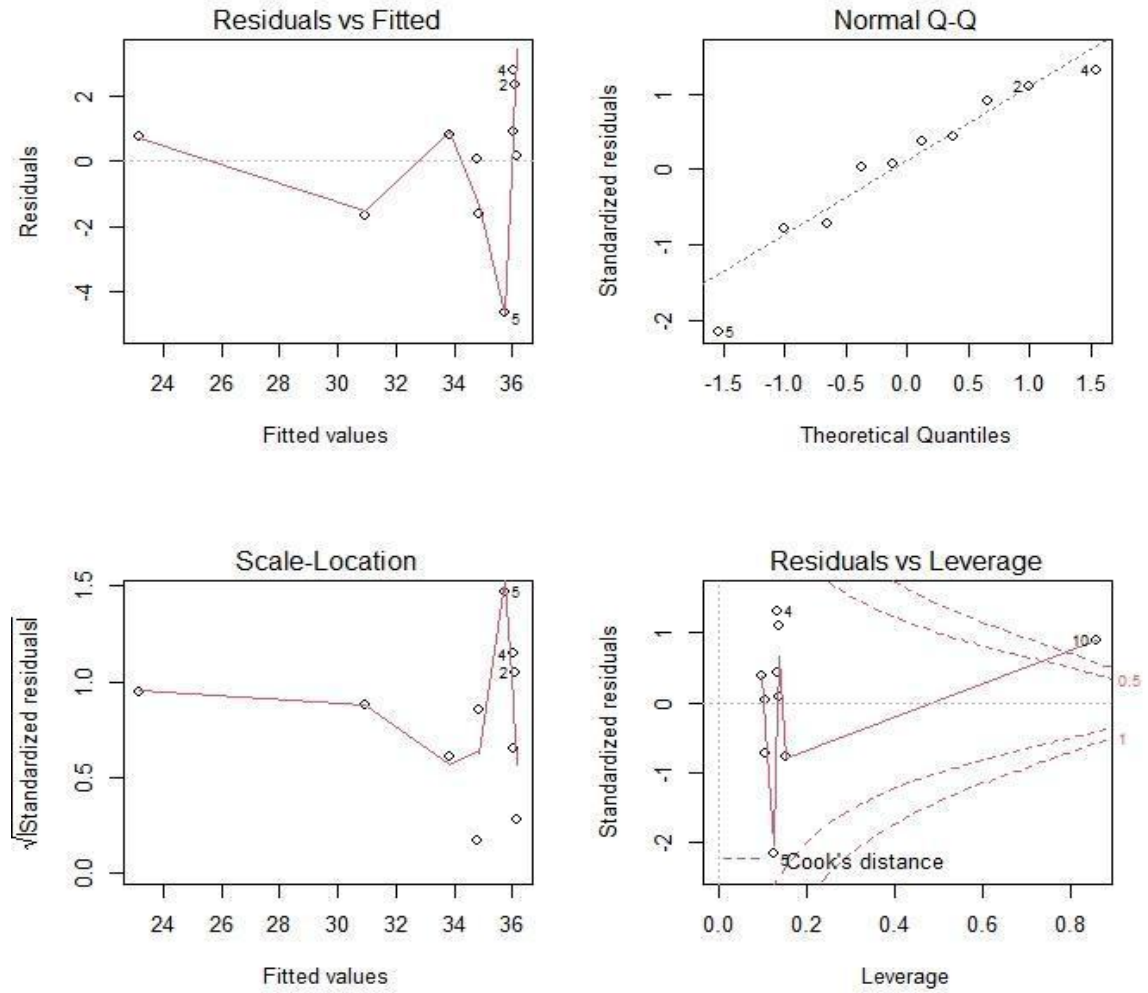
Fonte: autoria própria.

Figura 5. Verificação gráfica dos pressupostos da regressão linear entre as variáveis TEMPSUP e LAVPERM.



Fonte: autoria própria.

Figura 6. Verificação gráfica dos pressupostos da regressão linear múltipla entre as variáveis TEMPSUP e LAVPERM e X90D_CHIRPS.



Fonte: autoria própria.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a todos aqueles que colaboraram para meu crescimento durante o curso e para minha formação, colegas e professores.

A família, minha mãe, Sebastiana, pela dedicação e esforço. Minha tia, Cosma, pela motivação.

Ao meu noivo, Felipe, pela força e companheirismo, e por acreditar no meu potencial.

À minha amiga, Rafaela Galdino, por estar comigo nos principais momentos, obrigada pela amizade.

Agradecimentos especiais para minha querida orientadora, Profa. Dra. Célia Cristina Clemente Machado, obrigada pela orientação, dedicação, generosidade e paciência.

Agradeço também a Profa. Me. Nyedja Fialho Moraes Barbosa e ao Prof. Dr. Cleber Ibraim Salimon, por dedicarem um pouco do seu tempo para participar da banca de avaliação deste trabalho.