



**UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA**  
**CENTRO DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS**  
**CURSO DE BACHARELADO EM CIÊNCIAS BIOLÓGICAS**

**SHAYANNE JOSICLEIDE DE ALMEIDA**

**VARIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DA PRODUTIVIDADE PRIMÁRIA LÍQUIDA  
DA CAATINGA**

**AREIA**

**2024**

**SHAYANNE JOSICLEIDE DE ALMEIDA**

**VARIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DA PRODUTIVIDADE PRIMÁRIA LÍQUIDA  
DA CAATINGA**

Trabalho de Conclusão de Curso em Bacharelado em Ciências Biológicas da Universidade Federal da Paraíba, como requisito parcial à obtenção do título de bacharel em Ciências Biológicas.

**Orientador:** Prof. Dr. Robson de Sousa Nascimento

**AREIA**

**2024**

**Catálogo na publicação**  
**Seção de Catalogação e Classificação**

A447v Almeida, Shayanne Josicleide de.  
Variação Espaço-Temporal da Produtividade Primária  
Líquida da Caatinga / Shayanne Josicleide de Almeida. -  
Areia, 2024.  
64 f. : il.

Orientação: Robson de Sousa Nascimento.  
TCC (Graduação) - UFPB/CCA.

1. Índice de Vegetação por Diferença Normalizada. 2.  
Google Earth Engine. 3. Variáveis climáticas. I.  
Nascimento, Robson de Sousa. II. Título.

UFPB/CCA-AREIA

CDU 573 (02)

SHAYANNE JOSICLEIDE DE ALMEIDA

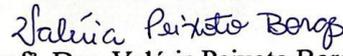
**VARIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DA PRODUTIVIDADE PRIMÁRIA LÍQUIDA  
DA CAATINGA**

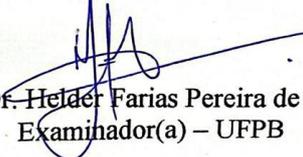
Trabalho de Conclusão de Curso em  
bacharelado Ciências Biológicas da  
Universidade Federal da Paraíba, como  
requisito parcial à obtenção do título de  
bacharel em Ciências Biológicas.

Aprovado em: 15/08/2024.

**BANCA EXAMINADORA**

  
Prof. Dr. Robson de Sousa Nascimento  
Orientador(a) – UFPB

  
Prof.<sup>a</sup> Dra. Valéria Peixoto Borges  
Examinador(a) – UFPB

  
Prof. Dr. Helder Farias Pereira de Araújo  
Examinador(a) – UFPB

À Deus, e aos meus pais, pois sem eles jamais teria chegado até aqui,

**DEDICO.**

## AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, que me concede força e orientação ao longo de toda a minha jornada acadêmica, que sempre esteve ao meu lado me abençoando e me guiando em todos os meus passos.

Aos meus pais Josicleide e Josenildo, por todo apoio, amor e dedicação, por sempre me proporcionarem o melhor para minha vida e os meus estudos, por nunca me desampararem e sempre apoiarem cada decisão minha. À minha irmã, Joice e ao meu sobrinho, Benício, por todo amor e incentivo. Ao meu parceiro de vida, meu cachorro Gaara, por sempre estar ao meu lado e ser o amigo mais fiel que eu poderia ter. E a todos os meus familiares por torcerem por mim.

Ao meu orientador, Robson de Sousa Nascimento, pelo qual tenho um grande respeito, carinho e admiração. Sou extremamente grata por ter me acolhido e me ensinado tudo, mesmo sendo de outro curso e não tendo muito conhecimento na área. O senhor me fez crescer como profissional e como pessoa, e me mostrou o caminho certo a ser seguido dentro da graduação. A cada conversa, e exemplo de vida que o senhor me passou, me fez querer seguir seu exemplo de profissionalismo e de pessoa. Foi uma honra ser sua orientada e trabalhar ao seu lado. Lhe darei muito orgulho profissionalmente. Eterna gratidão.

As minhas melhores amigas, Renália Militão e Sabrina Michaelly, que entraram na minha vida durante a minha jornada acadêmica e viraram parte da minha família. Sou eternamente grata a vocês duas, por tudo, por todo o apoio, ombro amigo e incentivo para continuar. Sem vocês eu não teria conseguido.

Ao Jiu-jitsu UFPB e todos os meus amigos de tatame. Através desse esporte aprendi a ter mais disciplina, perseverança, motivação e alegria. Gratidão por transformar minha vida, dentro e fora do tatame.

À minha psicóloga, Andreza, por estar sempre comigo, me aconselhando e me instruindo a seguir o melhor caminho, que me fez florescer como ser humano e profissional a cada sessão e que me fez acreditar no meu potencial.

Aos amigos da minha vida, Lian Cavalcante, Amanda Albuquerque, Ian Felipe, Bianca Xavier, José Ruan, Mayza Abreu, Lara Sanges e Larissa Lima, gratidão pelo incentivo, companheirismo e por todos os momentos que compartilhamos juntos, ao longo dessa jornada.

“A Caatinga é uma bela adormecida. Na seca  
dorme profundamente. No inverno acorda para  
revelar toda sua beleza cênica.”

Rosângela Silva

## RESUMO

O semiárido brasileiro é representado pela Caatinga, que ocupa cerca de 10% do território nacional. A Caatinga foi identificada como uma das regiões de vida selvagem mais importantes no mundo, contendo a maior biodiversidade entre as florestas secas. O objetivo desse trabalho foi avaliar os impactos da mudança no uso da terra na Produção Primária Líquida (NPP) da Caatinga, através dos dados de sensoriamento remoto. Os dados do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) foram obtidos da plataforma Google Earth Engine. A NPP foi estimada a partir da metodologia de Montheith (1977) e extraída da base de dados do GEE, a qual foi determinada pelo MODIS. Para avaliar os impactos da mudança no uso da terra sobre a NPP foram analisados dois mapas de uso da terra referentes aos anos 2001 e 2022, respectivamente, derivados do MapBiomias. Observou-se que, os valores mais baixos de NDVI foram entre os anos de 2010 até 2015, períodos de grandes secas. O maior valor da NPP foi registrado no ano de 2011, que posteriormente sofreu um decréscimo atingindo seu menor valor no ano de 2013. Foi possível observar como as variáveis climáticas, temperatura e precipitação influenciaram na NPP durante os anos. A precipitação é uma variável climática fundamental para determinar a saúde da vegetação. A partir do levantamento derivado do MapBiomias e das suas classificações, nota-se que a área florestal sofreu uma perda significativa indo de uma área de 494093,1 km<sup>2</sup> para 465531,5 km<sup>2</sup> no segundo período, impactando assim na quantidade de carbono sequestrado, tendo um valor de 400 TgC no primeiro período e de 377 TgC no segundo sofrendo assim uma redução no sequestro de carbono. Observou-se também um aumento de 0,1% nos corpos hídricos no segundo período, já que foi um período do fenômeno La Niña. É notório que a Caatinga vem sofrendo com o uso e ocupação da terra, sendo necessário que as autoridades competentes criem políticas mitigatórias de modo a preservar esse bioma.

**Palavras-Chave:** índice de vegetação por diferença normalizada; google earth engine; variáveis climáticas.

## ABSTRACT

The Brazilian semiarid region is represented by the Caatinga, which occupies approximately 10% of the national territory. The Caatinga has been identified as one of the most important wildlife regions in the world, containing the greatest biodiversity among dry forests. The objective of this study was to evaluate the impacts of land use change on the Net Primary Production (NPP) of the Caatinga, through remote sensing data. The Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) data were obtained from the Google Earth Engine platform. The NPP was estimated using the methodology of Montheith (1977) and extracted from the GEE database, which was determined by MODIS. To assess the impacts of land use change on the NPP, two land use maps for the years 2001 and 2022, respectively, derived from MapBiomias, were analyzed. It was observed that the lowest NDVI values were between the years 2010 to 2015, periods of great droughts. The highest NPP value was recorded in 2011, which subsequently decreased, reaching its lowest value in 2013. It was possible to observe how climate variables, temperature and precipitation influenced NPP over the years. Precipitation is a fundamental climate variable for determining the health of vegetation. Based on the survey derived from MapBiomias and its classifications, it is noted that the forest area suffered a significant loss, going from an area of 494,093.1 km<sup>2</sup> to 465,531.5 km<sup>2</sup> in the second period, thus impacting the amount of carbon sequestered, with a value of 400 TgC in the first period and 377 TgC in the second, thus suffering a reduction in carbon sequestration. An increase of 0.1% in water bodies was also observed in the second period, since it was a period of the La Niña phenomenon. It is well known that the Caatinga has been suffering from land use and occupation, and it is necessary for the competent authorities to create mitigating policies in order to preserve this biome.

**Keywords:** normalized difference vegetation; google earth engine; climate variables.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 –	Mapa da delimitação do Bioma Caatinga e dos estados abrangentes.....	13
Figura 2 –	Página do Google Earth Engine.....	17
Figura 3 –	Registro das últimas ocorrências. (A) El Niño; (B) La Niña.....	21
Figura 4 –	Índice de Vegetação por Diferença Normalizada para os anos de 2000 a 2022.....	22
Figura 5 –	Comparação da precipitação e do NDVI para o ano de 2001.....	23
Figura 6 –	Comparação da precipitação e do NDVI para o ano de 2022.....	24
Figura 7 –	Tendência da Produção Primária Líquida para o período de 2001 a 2022....	25
Figura 8 –	Comportamento entre a temperatura e a Produção Primária Líquida.....	26
Figura 9 –	Comportamento entre a precipitação e a Produção Primária Líquida.....	27
Figura 10 –	Matriz de correlação entre a Produção Primária Líquida e as variáveis climáticas temperatura e precipitação.....	28
Figura 11 –	A) Classificação da vegetação da Caatinga para o ano de 2001; B) Classificação da vegetação da Caatinga para o ano de 2022.....	29
Figura 12 –	Produtividade Primária Líquida em $\text{gC}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{ano}^{-1}$ para toda Caatinga.....	32
Figura 13 –	A) Mapa do uso da terra para a Caatinga para o ano de 2001. B) Mapa do uso da terra para a Caatinga para o ano de 2022.....	34

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

APAR	Radiação fotossinteticamente ativa absorvida
fAPAR	Função da Radiação fotossinteticamente ativa
GEE	Google Earth Engine
GPP	Produção Primária Bruta
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IDE	Ambiente de desenvolvimento integrado
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IPAR	intercepto da radiação fotossinteticamente ativa
LUE	Eficiência no Uso da Luz
NDVI	Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (Normalized Difference Vegetation)
NIR	Infravermelho próximo
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration
NPP	Produção Primária Líquida
PSN	Produtos da Fotossíntese Líquida
RED	Vermelho

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	11
<b>2</b>	<b>OBJETIVOS</b> .....	12
2.1	OBJETIVO GERAL.....	12
2.2	OBJETIVOS ESPECIFICOS .....	12
<b>3</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO</b> .....	13
3.1	BIOMA CAATINGA .....	13
3.2	O CICLO DO CARBONO.....	14
3.3	ÍNDICE DE VEGETAÇÃO POR DIFERENÇA NORMALIZADA .....	15
3.4	TÉCNICAS DE SENSORIAMENTO REMOTO.....	16
3.5	A INFLUÊNCIA DOS ENOS NA CAATINGA .....	17
<b>4</b>	<b>METODOLOGIA</b> .....	18
4.5	MATERIAIS.....	18
<b>4.5.1</b>	<b>DADOS VETORIAS</b> .....	18
<b>4.5.2</b>	<b>DADOS DE TEMPERATURA E PRECIPITAÇÃO</b> .....	18
<b>4.5.3</b>	<b>MUDANÇA NO USO DO SOLO</b> .....	18
4.6	MÉTODOS .....	19
<b>4.6.1</b>	<b>ESTRATIFICAÇÃO DA CAATINGA</b> .....	19
<b>4.6.2</b>	<b>DADOS DA PRODUÇÃO PRIMÁRIA LIQUIDA (NPP)</b> .....	20
<b>4.6.3</b>	<b>EL NIÑO E LA NIÑA</b> .....	20
<b>5</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÃO</b> .....	21
<b>6</b>	<b>CONCLUSÃO</b> .....	34
	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	36
	<b>ANEXO A - SCRIPT PARA EXTRAÇÃO DA NPP</b> .....	46
	<b>ANEXO B - SCRIPT PARA EXTRAÇÃO DA TEMPERATURA</b> .....	50
	<b>ANEXO C - SCRIPT PARA EXTRAÇÃO DA PRECIPITAÇÃO</b> .....	52
	<b>ANEXO D - SCRIPT PARA EXTRAÇÃO DO NDVI</b> .....	54

## 1 INTRODUÇÃO

Nas últimas décadas, houve um considerável aumento agrícola, que em muitos casos se deram sobre ecossistemas naturais, levando a perdas significativas de serviços ecossistêmicos, como o armazenamento de carbono pela vegetação (Foley et al., 2005 apud Rodigheri, 2020). Segundo Gang et al. (2015) a assimilação do carbono atmosférico é feita pela vegetação através do processo de fotossíntese e denominado Produtividade Primária Líquida (NPP) da vegetação. A NPP reflete a produtividade de uma comunidade de plantas em seu ambiente natural e a sua capacidade de sequestro de carbono (Rodigheri, 2020).

Segundo Rosa e Sano (2013), a NPP é o resultado de toda energia armazenada a partir do processo de Produtividade Primária Bruta (GPP). A NPP é o principal indicador de “Saúde” de um ecossistema, de utilização de recursos e do fluxo de carbono na biosfera, possuindo uma grande importância no equilíbrio ecológico (Cao et al., 2004 apud Dalmago, 2008). Segundo Dalmago (2008), a NPP é variável no espaço e no tempo, essa variação está associada aos fatores climáticos, distribuição da vegetação e uso do solo. As mudanças no uso da terra, também alteram a produção ecológica dos ecossistemas terrestres, reduzindo ou aumentando a NPP dos mesmos (Haberl et al., 2004).

A cobertura vegetal é o ponto-chave para a manutenção e equilíbrio do planeta. A vegetação presente no solo, sendo ela natural ou plantada pelo homem, atua na proteção do solo, diminuindo o impacto causado pelas intempéries (Nogueira, 2020). Através da influência dos fatores climáticos, edafológicos e bióticos, a vegetação serve como indicador geoambiental, assumindo um papel de elemento estabilizador do solo (Almeida, 2012). Com o avanço das atividades antropogênicas, a vegetação natural se torna um alvo para o desmatamento. De acordo com Lovejoy e Nobre (2018) o desmatamento é um dos riscos de colapso em um ecossistema terrestre, que acarreta a redução da resiliência da floresta.

O Painel Intergovernamental sobre Mudança do Clima (IPCC), considera o desmatamento como uma questão de urgência, devido a sua influência no clima em escala global, que impacta diretamente na diversidade biológica e cultura (IPCC, 2021). A conversão de florestas em pastos e áreas de agricultura que desencadeia desmatamento gerando impactos negativos desde uma escala local à global, impossibilitando a absorção do carbono da atmosfera (Tavares, 2023).

De acordo com Hansen et al. (2013) as florestas estão em um estado de mudança atípico, com perdas aceleradas em algumas regiões, como, por exemplo, o aumento na taxa global do

desmatamento nas regiões dos trópicos. No Brasil, o uso do solo de forma acelerada vem causando uma grande pressão sobre a ocupação dos biomas (Oliveira, 2019). As variações ocorridas nos solos, estão entre potenciais eventos ambientais, como a urbanização, conversão florestal e expansão agrícola (Brexó, 2023). Segundo Sartorio (2022), o território brasileiro teve suas principais mudanças no uso do solo entre os anos de 1990 e 2005.

Dentre as regiões mais vulneráveis ao uso do solo, se encontram as terras áridas, que cobrem 45% da superfície terrestre, sendo metade desta área regiões semiáridas (Lal, 2004; Yue et al., 2019; Tarin et al., 2020 apud Santos, 2024). As regiões semiáridas apresentam uma grande eficiência na utilização de carbono, desempenhando um importante papel no seu ciclo global (Santos, 2024). O semiárido brasileiro é representado pela Caatinga, bioma que ocupa cerca de 10% do território nacional (Ganem, 2023). Segundo Koch et al. (2017) a Caatinga foi identificada como uma das regiões de vida selvagem mais importantes no mundo, contendo a maior biodiversidade entre as florestas secas.

A análise do uso e ocupação do solo para um Bioma como a Caatinga, em uma escala temporal, é de extrema importância para o monitoramento das áreas desmatadas e comportamento da vegetação nesse ambiente. Na região da Caatinga, é de suma importância a compreensão em escalas diárias dos fenômenos que ocorrem na cobertura do solo, devido à heterogeneidade, sazonalidade e ações humanas (Filho et al. 2020).

## **2 OBJETIVOS**

### **2.1 OBJETIVO GERAL**

Avaliar os impactos da mudança no uso da terra na variação espaço-temporal da Produção Primária Líquida da Caatinga, através dos dados de sensoriamento remoto obtidos por meio da plataforma Google Earth Engine.

### **2.2 OBJETIVOS ESPECIFICOS**

- Analisar a série temporal do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI);
- Fazer uma classificação baseada no NDVI;
- Calcular a área e o percentual de cobertura de cada estratificação da Caatinga;
- Plotar um mapa com a distribuição espacial da Produção Primária Líquida para a Caatinga com os valores médios do período de estudo;
- Plotar um gráfico com o comportamento mensal da Produção Primária Líquida para o período de estudo;
- Determinar se há tendência de aumento/diminuição da Produção Primária Líquida;

- Verificar a influência de eventos ENOS sobre a NPP.

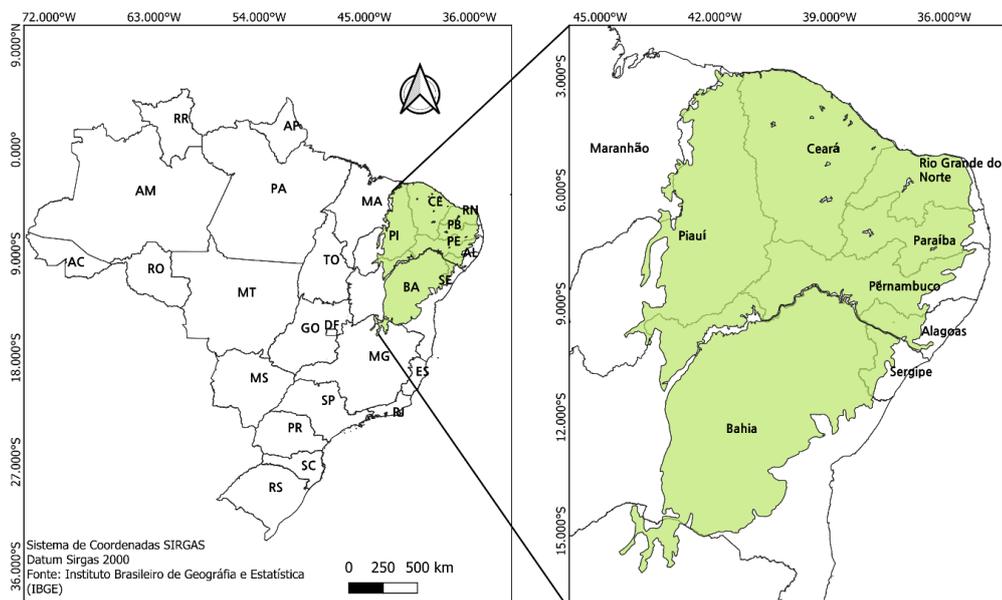
### 3 REFERENCIAL TEÓRICO

#### 3.1 BIOMA CAATINGA

A Caatinga, vegetação dominante da região do Semiárido do Nordeste brasileiro, tem sua origem na língua tupi, que significa Mata Branca. Sua paisagem é esbranquiçada, vegetação predominante em períodos secos, muitas espécies estacionais decídua e semidecídua. A vegetação apresenta três extratos: arbóreo, arbustivo e herbáceo (Rizzini, 1997).

Possui uma grande variabilidade pluviométrica, e, em grande parte deste bioma, a precipitação média anual é inferior a 1000 mm. As temperaturas médias anuais são altas (23 a 27 °C), podendo alcançar valores superiores a 32 °C e a umidade relativa abaixo de 50%, tendo como consequência uma alta evapotranspiração potencial (acima de 1500 mm ano<sup>-1</sup>) e balanço hídrico negativo (Menezes et al., 2012).

A Caatinga está presente em 10 estados brasileiros (Figura 1), sendo eles: Bahia, Sergipe, Pernambuco, Alagoas, Rio Grande do Norte, Ceará, Piauí, Maranhão e Minas Gerais (Embrapa Territorial, 2022). As regiões desse bioma apresentam solos cristalinos geralmente impermeáveis, e possuem superfícies sedimentares que se caracterizam pela boa reserva de água; entretanto, com raras exceções, os solos são pouco desenvolvidos, ricos em minerais, pedregosos e com fraca capacidade de retenção de água (Alves et al., 2009). Esse bioma ocupa a maior parte do semiárido nordestino do Brasil, onde uma das principais atividades econômicas é a agropecuária (Embrapa Territorial, 2022).



**Figura 1.** Mapa da delimitação do Bioma Caatinga e dos estados abrangentes. Fonte: Figura do autor

A Caatinga, por estar inserida em uma região semiárida, é mais vulnerável e dependente dos regimes pluviométricos, que tem implicação direta no conteúdo de água no solo. O conteúdo de água no solo é fundamental para a saúde e a sustentabilidade do ecossistema em áreas com escassez de água. O conhecimento da dinâmica de longo prazo do conteúdo de água no solo sob a mudança do uso da terra é, portanto, importante para uma gestão ótima da água e para a restauração da vegetação nesta região (Bai et al., 2020). As mudanças no uso do solo alteram o escoamento superficial e afetam os processos hidrológicos e o consumo de água em toda a bacia, enquanto as alterações climáticas modificam os padrões de precipitação e temperatura e, conseqüentemente, a evapotranspiração e o abastecimento de água (Daneshi et al., 2021).

A vegetação presente nesse bioma, apresenta uma dinâmica de períodos verdes intercalado, com períodos secos, sua absorção de dióxido de carbono (CO<sub>2</sub>) anual é semelhante ao das florestas temperadas, tendo uma diferença apenas na Radiação Fotossinteticamente ativa absorvida (APAR) que é inferior na Caatinga (Brito e Nascimento, 2013). O montante de fotossíntese realizado pela vegetação da Caatinga, é muito elevado, e possuindo, assim, uma capacidade alta de modificar a quantidade de absorção de gás carbônico nas variabilidades interanual e anual (Brito e Nascimento, 2013). De acordo com Sampaio (2008) a vegetação de Caatinga pode fixar aproximadamente 35 toneladas de carbono por hectare num prazo de 20 anos, além de possuir uma grande absorção, sua vegetação se diferencia por emitir menos carbono que as florestas tropicais úmidas.

### 3.2 O CICLO DO CARBONO

Com o agravamento do aquecimento global, áreas com clima árido estão ganhando mais expansão, afetando assim a vegetação terrestre da região que desempenha a função no sequestro de carbono, ocorrendo assim uma mudança no curso do clima, ocorre uma alteração na cobertura vegetal da terra (Li, 2022). Portanto, a compreensão da relação entre fotossíntese, produtividade primária líquida, crescimento em ecossistemas florestais e o uso e ocupação da terra é um fator importante para entender a magnitude desses impactos por ser capaz de se integrar com fatores climáticos, ecológicos, geoquímicos e antrópicos sobre o planeta (Dalmago et al., 2008). A produção Primária Líquida (NPP) fornece a energia que impulsiona a maioria

dos processos bióticos na terra e representa grande parte da matéria orgânica que é consumida por os microrganismos e animais (Pei et al., 2013, Zhu et al., 2017).

A fotossíntese é o mecanismo responsável por grande parte do fluxo global de carbono e influencia diversas funções ecossistêmicas, como a respiração e o crescimento vegetal (Beer et al., 2010). O gás carbônico, passa a fazer parte da biomassa com o ciclo inicial do carbono que ocorre através do processo de fotossíntese. A Produção Primária Bruta (do inglês Gross Primary Productivity, GPP), é a soma de toda produção fotossintética realizada pelas plantas (Malhi et al., 2015). Já a produção primária líquida (do inglês Net Primary Productivity, NPP) é a diferença entre a fotossíntese e a respiração autotrófica da vegetação, representando a disponibilidade de carbono na forma de material vegetal para consumo, como alimento, combustível e ração (Abdi et al., 2014). Segundo Marthews et al. (2011), 50-70% dessa energia é utilizada no metabolismo das plantas, como crescimento, manutenção, respiração entre outros, e 20-50% é utilizado na NPP para produção de biomassa. A NPP também é alocada em partículas no tecido lenhoso, raízes finas, folhas de dossel, flores e frutos.

A NPP possui vários aspectos importantes, que refletem na produtividade de uma comunidade de plantas em seu ambiente natural, como também na sua capacidade de sequestro de carbono (Rodigheri, 2020). Também é um componente essencial do ciclo do carbono, portanto é o ponto inicial para avaliação de diversas questões como desertificação, desmatamento e os impactos da poluição e das mudanças climáticas (Running et al., 2004).

Segundo Gao et al. (2013), a NPP é uma variável ecológica fundamental, tanto por medir a entrada de energia na biosfera e na assimilação do dióxido de carbono terrestre, como também na indicação da condição da superfície da terra e dos processos ecológicos. Segundo Li et al. (2015) as variáveis climáticas influenciam de forma direta a NPP, já que elas determinam as condições hidrotérmicas do crescimento da vegetação. Outro fator de influência são as atividades antrópicas, através das mudanças no uso da terra e na cobertura vegetal (Running et al., 2004; Wang et al., 2009). Compreender os papéis do clima e das atividades humanas sobre os padrões e variabilidade da NPP, entre os ecossistemas, é fundamental para os impactos e perdas na produtividade da vegetação (Rodigheri, 2020).

### 3.3 ÍNDICE DE VEGETAÇÃO POR DIFERENÇA NORMALIZADA

NDVI é a sigla para Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (Normalized Difference Vegetation Index – do inglês). Esse índice é obtido através de imagens, auxiliando no monitoramento das lavouras, colaborando para a tomada de decisão relacionada ao manejo da cultura e, principalmente, para indicar a saúde da vegetação, pois este índice consegue

analisar a vegetação em condições reais. Quando há alguma alteração no desenvolvimento da planta, seja pela ocorrência de pragas, doenças, deficiências nutricionais ou de água, a planta altera sua absorção e reflectância das luzes incidentes, podendo deste modo ser observado pelo NDVI.

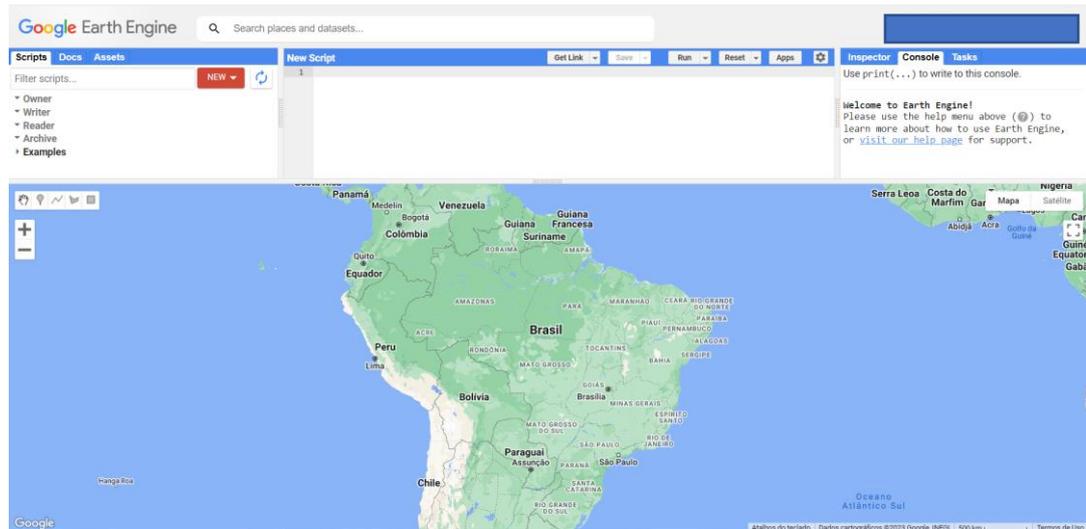
### 3.4 TÉCNICAS DE SENSORIAMENTO REMOTO

Para análise do uso e cobertura do solo, e obter a variação espaço-temporal da produção primária líquida, os produtos e técnicas de sensoriamento remoto contribuem para rapidez do processo (Rosendo, 2005 apud Rodrigues, 2022). A observação da terra por meio de satélites é a maneira mais efetiva de coletar dados necessários para monitoramento de fenômenos (Rodrigues, 2022). Os Sistemas de Informação Geográfica apresentam grandes perspectivas de aplicação prática, dentre eles se destaca a plataforma Google Earth Engine (GEE) (Carvalho, 2021).

O Google Earth Engine (Figura 2) (disponível em <https://earthengine.google.com/>) é uma plataforma de processamento de dados geográficos com computação em nuvem. Essa plataforma possui uma alta capacidade de armazenamento e processamento de imagens de satélites, que permite ao usuário realizar análises espaço-temporais a nível regional e global. A linguagem utilizada pelo GEE é o *JavaScript*, podendo ser utilizado também o Python. A grande vantagem no uso do GEE é que é gratuito e o download de imagens ocorre de maneira rápida, bem como seu processamento, o que constitui um grande avanço no campo do geoprocessamento, pois essas atividades eram muito laboriosas, principalmente na aquisição de uma série temporal. O GEE ainda tem algumas limitações quanto ao processamento, mas não há o que questionar o quanto ele agilizou os trabalhos na área de geoprocessamento.

A plataforma do GEE está estruturada em:

- 4 Code editor: janela de programação em *JavaScript*, para o processamento dos dados.
- 5 Janelas com abas para Scripts já prontos; Docs, ou seja, documentos dos principais comandos e funções; e Assets, onde pode-se armazenar arquivos geo-espaciais.
- 6 Abas com Inspector, Console e Tasks.
- 7 Ambiente de desenvolvimento integrado (IDE).
- 8 Layers para alterações nas configurações.
- 9 Geometries, para criação de geometrias como pontos, linhas e polígonos.



**Figura 2.** Página do Google Earth Engine

### 3.5 A INFLUÊNCIA DOS ENOS NA CAATINGA

Vários fatores influenciam as condições climáticas na Caatinga, entre eles, se destaca o fenômeno atmosférico-oceânico denominado de El Niño Oscilação Sul (ENOS), que ocorre no oceano Pacífico Equatorial (Silva et al. 2018). De acordo com Berlato et al. (2003) os eventos referem-se às situações nas quais o oceano Pacífico Equatorial está mais quente (El Niño) ou mais frio (La Niña) do que a média histórica na costa norte do Equador e Peru. A mudança na temperatura do oceano Pacífico Equatorial acarreta efeitos globais na temperatura e precipitação (INPE, 2023). De acordo com Silva (2024) o ENOS influencia diretamente no regime de chuvas, causando diminuição do índice pluviométrico, contribuindo assim para intensificação a seca.

De acordo com Araújo et al. (2012), no Brasil, existe um padrão histórico de regularidade dos efeitos climáticos ENOS, sempre que há ocorrência de El Niño, nota-se uma redução das chuvas das regiões Norte e Nordeste, já nos anos de La Niña, há um aumento da disponibilidade de chuvas no Nordeste. Segundo Costa (2012), existe uma relação direta de causa e efeito entre o fenômeno El Niño e as secas no Nordeste do Brasil, principalmente no prolongamento do período seco.

Segundo Aragão (2002), os eventos El Niño podem ser classificados, levando em consideração alguns critérios, como o aumento da temperatura das águas subsuperfícies do oceano e a área de abrangência em quilômetros, assim pode ser classificado como: Muito fraco, fraco, moderado e forte.

## **4 METODOLOGIA**

### **4.5 MATERIAIS**

#### **4.5.1 DADOS VETORIAS**

Para fazer a delimitação da área de Caatinga, utilizou-se os dados vetoriais no formato Shapefile. Esses dados foram obtidos no portal do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), na área de geociências, onde é disponibilizado as informações ambientais da vegetação dos Biomas brasileiros.

#### **4.5.2 DADOS DE TEMPERATURA E PRECIPITAÇÃO**

Os dados de temperatura e precipitação foram obtidos da base de dados do GEE. Para obter a precipitação, foi utilizado uma coleção de imagens CHIRPS Daily, que apresenta um conjunto de dados de precipitação quase global de mais de 30 anos. Os dados utilizados contabilizam de 1981 até os dias atuais. O CHIRPS incorpora imagens de satélite com resolução de 0,05° com dados de estação *in situ* para criar séries temporais de chuva em grade para análise de tendências e monitoramento de secas sazonais (Funk, et al., 2015).

A temperatura foi obtida através dos produtos ERA5-Land Monthly Aggregated que contém uma base de dados desde 1950 até os dias atuais. O ERA5-Land é um conjunto de dados de reanálise 50 variáveis, fornecendo uma descrição do clima. O ativo é um agregado mensal de ativos horários ECMWF ERA5 Land que inclui bandas com fluxo e sem fluxo (Muñoz, 2019).

#### **4.5.3 MUDANÇA NO USO DO SOLO**

Os dados de uso e ocupação do solo, foram provenientes do MapBiomas, que é uma iniciativa do Sistema de Estimativa de Emissões de Gases de Efeito Estufa do Observatório do Clima, produzido por uma rede colaborativa de cocriadores, composta por ONGs, universidades e empresas de tecnologia organizadas por biomas e temas transversais, visando monitorar mudanças no uso do solo (Disponível em: <https://brasil.mapbiomas.org/>), e extraídos utilizando a plataforma de geoprocessamento em nuvem Google Earth Engine (GEE) (Disponível em: <https://earthengine.google.com/>).

Foram utilizados os mapas de uso da terra de 2001 e 2022 para determinar o impacto das mudanças no uso da terra sobre a quantidade de carbono sequestrado por meio da NPP. A classificação foi a última versão utilizada pelo MapBiomas, a 8.0, de modo que todas as estratificações para a Caatinga estão classificadas dentro da classe florestas.

## 4.6 MÉTODOS

### 4.6.1 ESTRATIFICAÇÃO DA CAATINGA

O procedimento descrito a seguir foi realizado para calcular a área estratificada na Caatinga, no ambiente GEE.

#### 1) Cálculo do NDVI

O cálculo do NDVI é realizado com base nas bandas espectrais, captadas por sensores que consideram espectro infravermelho próximo (NIR) que está relacionado com a estrutura celular das plantas e o infravermelho visível (RED), região do espectro de grande absorção pela clorofila. Assim, o índice é calculado por meio da equação (1):

$$\text{NDVI} = (\text{NIR} - \text{RED}) / (\text{NIR} + \text{RED}) \quad (1)$$

Para iniciar a análise, foi criado um conjunto de dados base contendo uma banda NDVI para cada imagem de nossa ImageCollection (coleção de imagens). Este ImageCollection pode então ser usado para filtrar a função do NDVI em que estamos interessados. Assim, aplicamos o NDVI a cada imagem de nossa ImageCollection. O script para extração do NDVI está no anexo.

#### 2) Cálculo das diferenças de imagens de NDVI

As diferenças de imagens podem ser muito úteis para monitorar cenários, pois permitem avaliar as condições do ambiente antes e depois de um evento. Para criar uma imagem de diferença, basta subtrair uma imagem pós-evento de uma imagem pré-evento. A imagem resultante fornecerá informações sobre como os valores de pixel mudaram durante o evento, permitindo uma análise mais aprofundada. Foi observado uma imagem de diferença de três pontos individuais no tempo: o NDVI mediano de 2001, e o NDVI mediano de 2022. Esses dois períodos foram escolhidos a partir da disponibilidade da série da NPP obtida através do GEE.

#### 3) Série temporal da imagem de diferença

Foi criado um conjunto de dados base com bandas NDVI adicionadas e calcularmos uma imagem de diferença, gráficos e histogramas foram plotados para monitorar o NDVI de nossa área de interesse.

#### 4) Estratificação e cálculo da área

Como etapa final para a análise de monitoramento, foi feito a classificação da imagem NDVI e calculada a área, a porcentagem de cobertura e a contagem de pixels para cada classe. O GEE permite remapear os valores de NDVI em classes, para que possa receber uma imagem com valores inteiros variando de 0 - n (n sendo o número de classes). Isso é feito definindo

valores limite e somando todos os valores que são menores ou maiores que esses limites. Para o NDVI, foi feita a remapeação da imagem para 8 classes: valores menores que 0,0, 0,15, 0,225, 0,285, 0,3, 0,5, 0,7 e 1,0. As classes foram definidas conforme Francisco et al. (2020) e Nóbrega et al. (2023), definindo oito classes, sendo elas: classe 0: Corpos d'água; Classe 1: Solo exposto; Classe 2: Muito rala; Classe 3: Rala; Classe 4: Semidensa rala; Classe 5: Semidensa; Classe 6: Densa; Classe 7: Muito densa. A estratificação com base no NDVI foi feita utilizando o GEE.

#### 4.6.2 DADOS DA PRODUÇÃO PRIMÁRIA LÍQUIDA (NPP)

Para realizar a estimativa da NPP por meio de sensoriamento remoto, foi utilizado a metodologia de Monteith (1977) em que os modelos utilizados devem seguir o princípio de Eficiência no Uso da Luz (LUE), que define a quantidade de carbono produzida por unidade de radiação fotossinteticamente ativa absorvida (APAR). Os valores da NPP apresentam a absorção de luz através da copa das plantas, por meio de uma relação entre o Índice de Vegetação por Diferença normalizada (NDVI), e a fração de radiação fotossinteticamente ativa (fPAR), que é uma medida utilizada para descrever a porção do espectro eletromagnético que é absorvido pela clorofila e que pode ser utilizada na fotossíntese.

A NPP é calculada através da equação onde se tem os valores do APAR e do intercepto da radiação fotossinteticamente ativa (IPAR), que se refere a quantidade de radiação solar capturada e utilizada pelas plantas durante o processo de fotossíntese (Nascimento et al., 2019).

A NPP é calculada por meio da equação (2).

$$NPP = \varepsilon \times fPAR \times IPAR \quad (2)$$

Onde ( $\varepsilon, MJ^{-1}$ ) representa o fator de eficiência do uso da luz, onde as plantas conseguem absorver energia radiante e transformar em biomassa (Hilker et al, 2010).

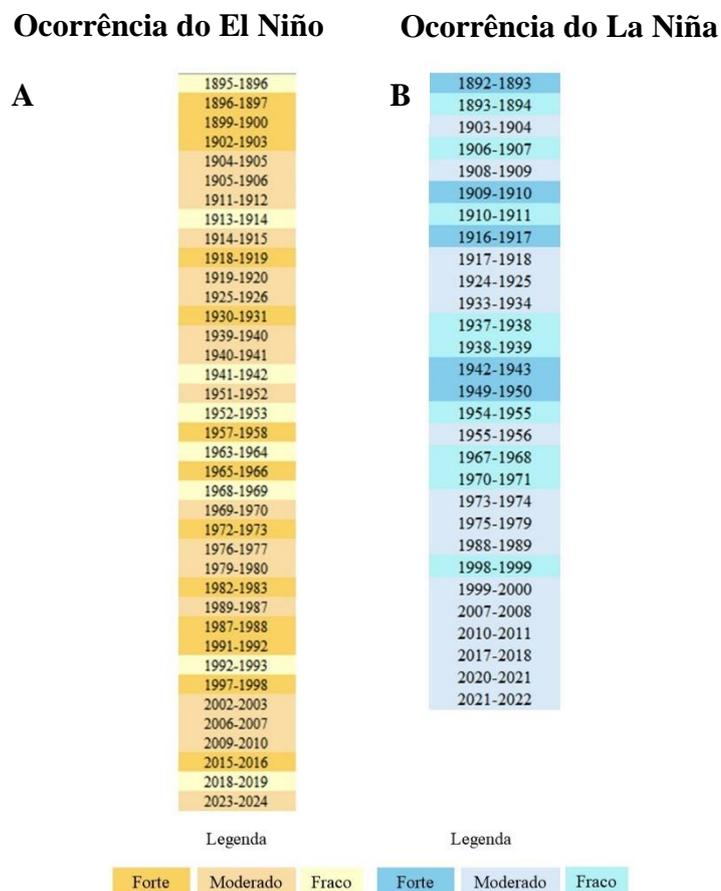
A NPP encontrada no presente trabalho foi extraída da base de dados GEE, a qual foi determinada pelos sensores MODIS. O produto MOD17A3HGF V6 fornece informações sobre a Produtividade Primária Líquida (NPP) anual com resolução de 500 m para cada pixel. A NPP anual é derivada da soma de todos os produtos da Fotossíntese Líquida (PSN) de 8 dias (MOD17A2H) do ano em questão. No presente estudo os dados de NPP anual foram obtidos de 2001 a 2022.

#### 4.6.3 EL NIÑO E LA NIÑA

O fenômeno atmosférico-oceânico, que ocorre no oceano Pacífico Equatorial, onde se tem uma ocorrência de variabilidade climática interanual (Abdi et al., 2016). De acordo com o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INSA), o El Niño Oscilação Sul, refere-se às

situações em que o oceano Pacífico Equatorial está mais quente, do que a sua média histórica, a fase La Niña acontece o resfriamento do oceano. Essas mudanças causam efeitos globais nos padrões de circulação atmosférica, transporte de umidade, temperatura e precipitação.

O monitoramento desses eventos é realizado através das condições de temperatura do mar do oceano Pacífico, disponibilizando ao longo dos anos as últimas ocorrências em ordem cronológica, para as ocorrências de El e para La Niña (Figura 3), podendo ser classificados como: Forte, Moderada e Fraca (INPE, 2023). Para obter as ocorrências dos ENOS foram utilizados dados do INSA e do site National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA), onde através dos valores foi possível classificar os períodos.



**Figura 3.** Registro das últimas ocorrências. (A) El Niño; (B) La Niña.

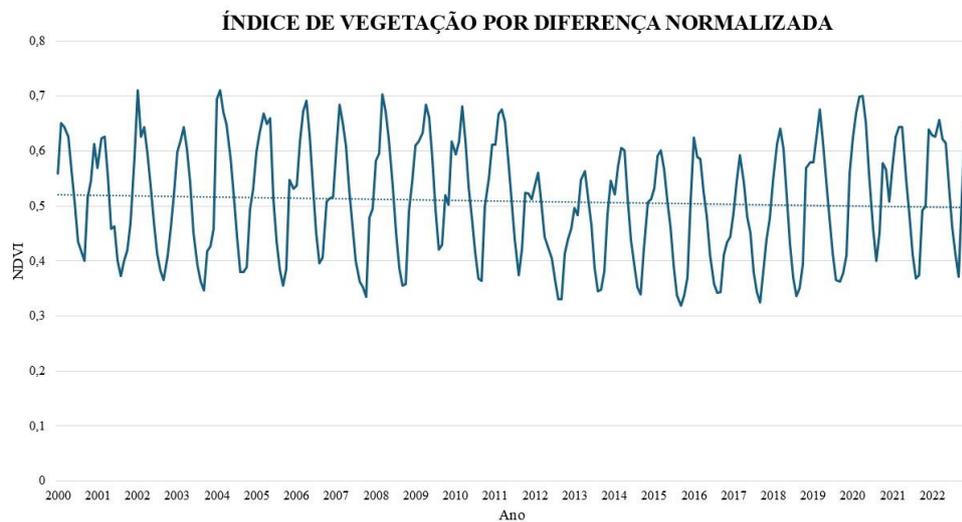
**Fonte:** INPE/CPTEC

## 5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Por meio da Figura 4, é possível observar o comportamento da série do índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) entre os anos de 2001 e 2022. Verifica-se que,

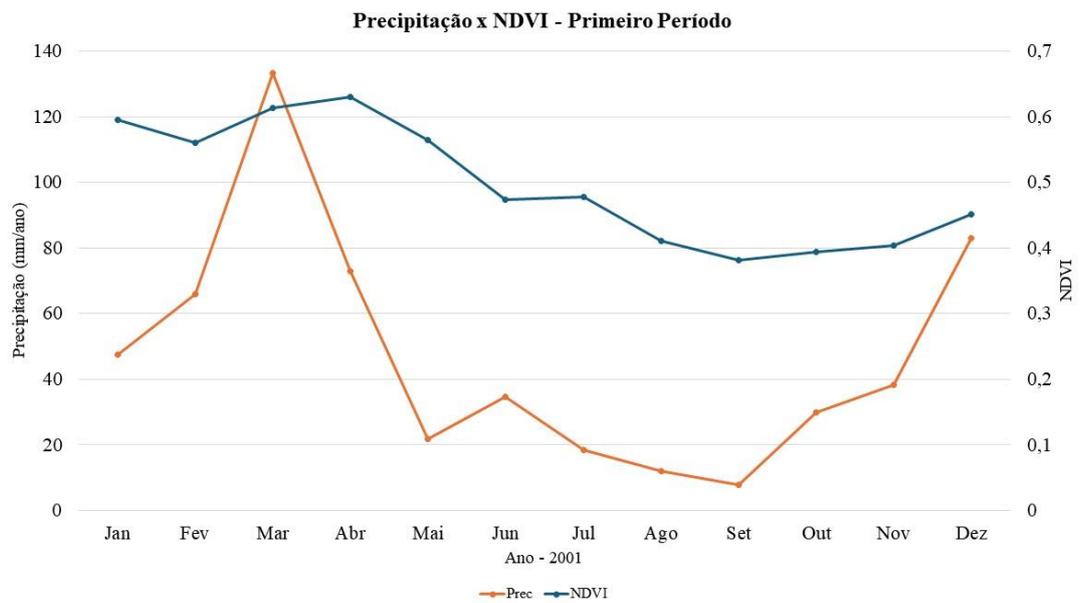
o NDVI apresenta uma variabilidade temporal, isso em decorrência principalmente da variabilidade na precipitação. Porém a série do NDVI não apresentou tendência de aumento/redução na análise estatística. Os valores mais baixos do NDVI foram entre os anos de 2012 até 2015, ano de ocorrência de El Niño forte, resultando em períodos de grandes secas no semiárido brasileiro, afetando assim sua vegetação.

De acordo com Cunha et al. (2020) variabilidades climáticas como temperatura e precipitação, possuem uma grande influência sobre o NDVI. Segundo Rezende et al. (2023) a umidade do solo e do NDVI de coberturas vegetais entre o bioma Cerrado e Caatinga no período de 10 anos, apresentam o mesmo padrão sazonal, com picos de NDVI e umidade do solo nos períodos mais úmidos e baixos para os mais secos.



**Figura 4.** Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) para os anos de 2000 a 2022 na Caatinga.

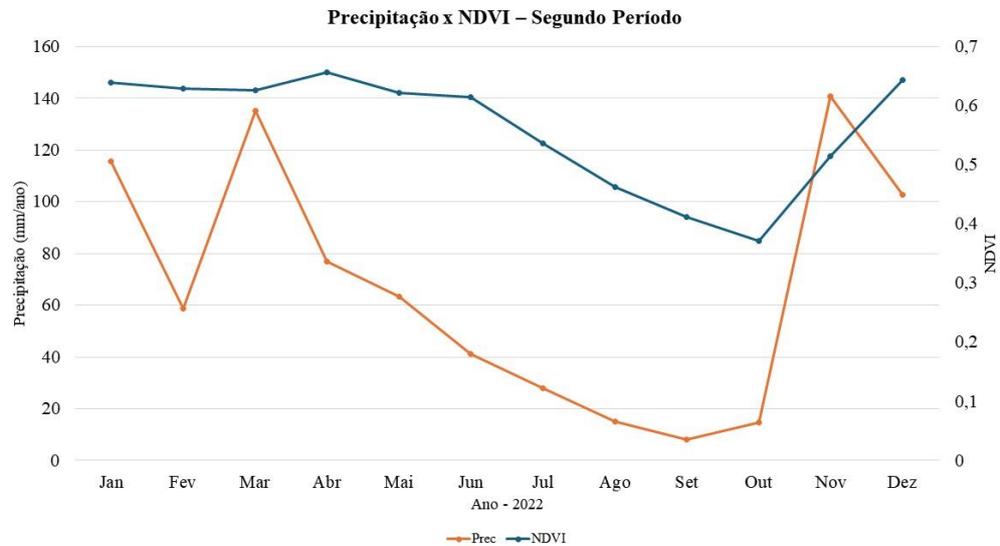
Assim, podemos analisar o comportamento da precipitação juntamente com NDVI para os dois períodos de estudo, 2001 e 2022. O primeiro período, que foi registrado no ano de 2001 (Figura 5), apresenta um aumento gradual do NDVI nos meses de janeiro a março, sendo que em abril obteve-se o valor mais elevado, aproximadamente 0,63, ou seja, a vegetação durante esse mês estava no seu estado de maior vigor, quando observado a linha de precipitação, nesse mesmo período tivemos um aumento nas chuvas, atingindo no mês de março o valor de aproximadamente 130 mm.



**Figura 5.** Relação entre a precipitação e o NDVI para o ano de 2001

No segundo período, registrado no ano de 2022, como mostra a Figura 6, ocorreu um aumento gradual no NDVI nos meses de janeiro a março, atingindo o maior valor no mês de abril de aproximadamente 0,65, consequência do aumento da precipitação nesse período. A partir de maio, observa-se uma queda gradativa, atingindo o valor mínimo de 0,32 no mês de setembro, com uma baixa precipitação no segundo semestre do ano, essa relação resulta em uma vegetação menos vigorosa. Por outro lado, observa-se um aumento significativo durante os meses de outubro a dezembro, quando comparado com o primeiro período, de modo que o NDVI alcança valor superior a 0,6. É importante destacar que esse aumento é devido ao aumento da precipitação, como pode ser observado na Figura 6.

A Caatinga, por ser uma floresta sazonalmente seca, sofre com influência direta das mudanças pluviométricas (Guan et al., 2015; Walker et al., 2015; Cunha et al., 2019). Em estudo realizado por Junior et al. (2022) entre 2015 e 2019 no estado de Pernambuco mostra que a variabilidade dos valores de NDVI na área de estudo está relacionada a precipitação, já que os valores anuais foram inferiores a 500 mm.

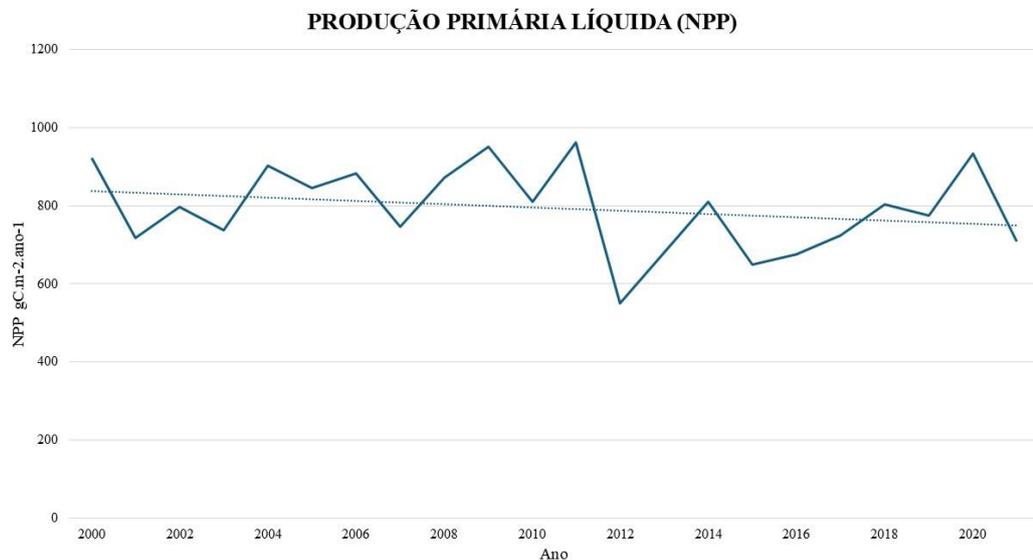


**Figura 6.** Relação entre a precipitação e o NDVI para o ano de 2022.

Na Figura 7 observa-se o comportamento da NPP ao longo dos anos estudados. Desse modo, a NPP apresentou seu maior valor em 2011,  $963 \text{ gC.m}^2.\text{ano}^{-1}$  que se deu devido ao evento de La Niña, que proporciona aumento da precipitação. Em 2012 foi registrado o valor mais baixo da NPP, onde teve-se um decréscimo na produção, atingindo o valor de  $595 \text{ gC.m}^2.\text{ano}^{-1}$ , esse decréscimo está relacionado a mudança na intensidade do El Niño figura 2 (A) moderado para forte, onde tem-se baixos valores de precipitação e aumento da temperatura. O impacto no sequestro de carbono na produção Primária Líquida durante os anos, podem estar sobre influência dos ENOS (El Niño e La Niña), que são fenômenos atmosférico-oceânico, que ocorre no oceano Pacífico Equatorial, onde se tem uma ocorrência de variabilidade climática interanual (Abdi et al., 2016). As condições elevadas de secas ou umidade nesses eventos, causam secas e inundações, que reduzem a NPP. Em 2010-2011, foi registrado uma La Niña moderada, aumentando, assim a precipitação na quadra chuvosa do interior do nordeste, impactando no valor da NPP.

O declínio na NPP que ocorreu no ano de 2012, pode estar associado a influência do El Niño. O El Niño foi identificado como um fator dominante que regula a atividade fotossintética interanual em terras áridas globais (Ahlstrom et al., 2015). Como mostra a figura 3 (A) o ano de 2012 estava em uma transição de um El Niño moderado para forte, que teve seu início em 2015. Portanto, esse fenômeno gera um impacto direto na NPP devido às alterações causadas nas condições climáticas, como secas prolongadas e altas temperaturas, reduzindo a capacidade da vegetação de realizar fotossíntese, conseqüentemente levando a uma diminuição na NPP

(Araújo, 2012). Nota-se também que, os anos com os menores valores da NPP foram os anos com os menores valores no NDVI.



**Figura 7.** Tendência da Produção Primária Líquida (NPP) para o período de 2001 a 2022.

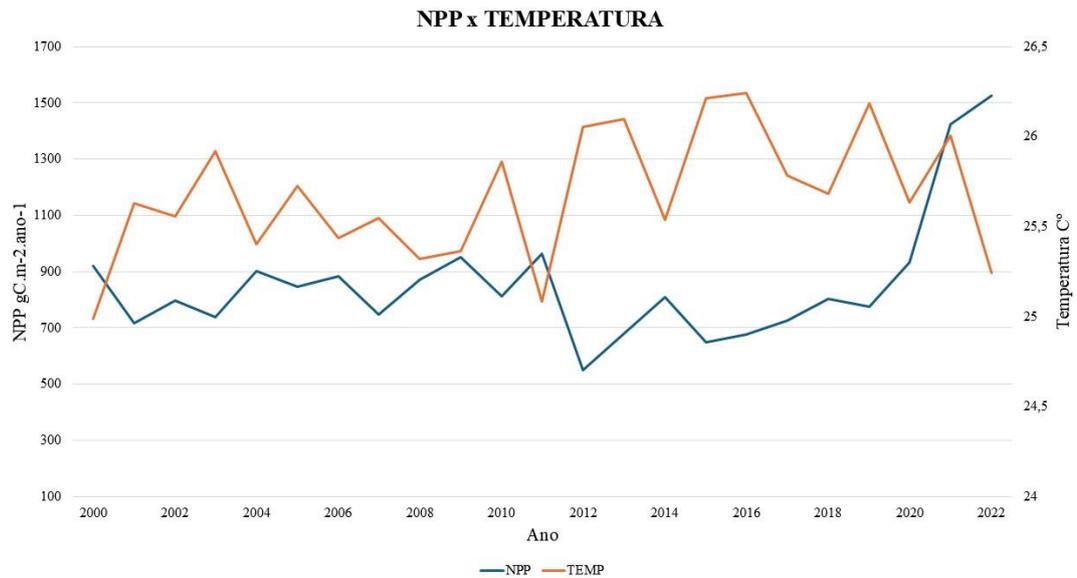
Ao analisar o comportamento da NPP no decorrer dos anos, observa-se que, ao aplicar o teste de tendência de Mann-Kendall durante o período de estudo, a série temporal apresenta uma de redução de  $-4,47 \text{ g.C.m}^{-2}.\text{ano}^{-1}$ , embora a tendência não tenha apresentado significância estatística.

De acordo com Lorenço et al. (2018), onde avaliaram a Produtividade Primária Líquida em florestas tropicais, as tendências analisadas no estudo levaram a observação do declínio da biomassa líquida, nas amostras de estudo, os autores explicam que, possivelmente estava associada a seca, onde temperaturas mais altas reduzem a produtividade e a absorção de carbono pela vegetação.

A NPP é altamente variável na escala temporal, devido a fatores tais como temperatura, precipitação, taxa fotossintética, uso eficiente da luz, dentre outros, sendo o primeiro deles a temperatura, que se torna um ponto essencial para o processo de fotossíntese (Embrapa, 2010). O comportamento entre a NPP e a temperatura é apresentado por meio da Figura 8. Pode-se observar que as duas variáveis possuem um comportamento inversamente proporcional, quando uma aumenta, a outra diminui.

Até o ano de 2010, observa-se que a temperatura média anual apresentou pequena amplitude térmica, variando entre  $24^{\circ}\text{C}$  e  $26^{\circ}\text{C}$ , e a NPP manteve uma produção entre 800 e 921  $\text{gC.m}^{-2}.\text{ano}^{-1}$ . No ano de 2011 pode-se observar que ocorreu o pico na NPP,  $963 \text{ gC.m}^{-2}.\text{ano}^{-1}$ ,

e conseqüentemente uma queda na temperatura. A partir do ano de 2012, a temperatura oscilou entre 25°C e 26°C, conseqüentemente levando a uma queda considerável na NPP, alcançando o valor mais baixo de produtividade já observado na escala temporal analisa de 600 gC.m<sup>2</sup>.ano<sup>-1</sup>. Esse comportamento da temperatura, ocorreu devido à baixa precipitação, resultando em altos valores de temperatura, afetando de forma direta a NPP.

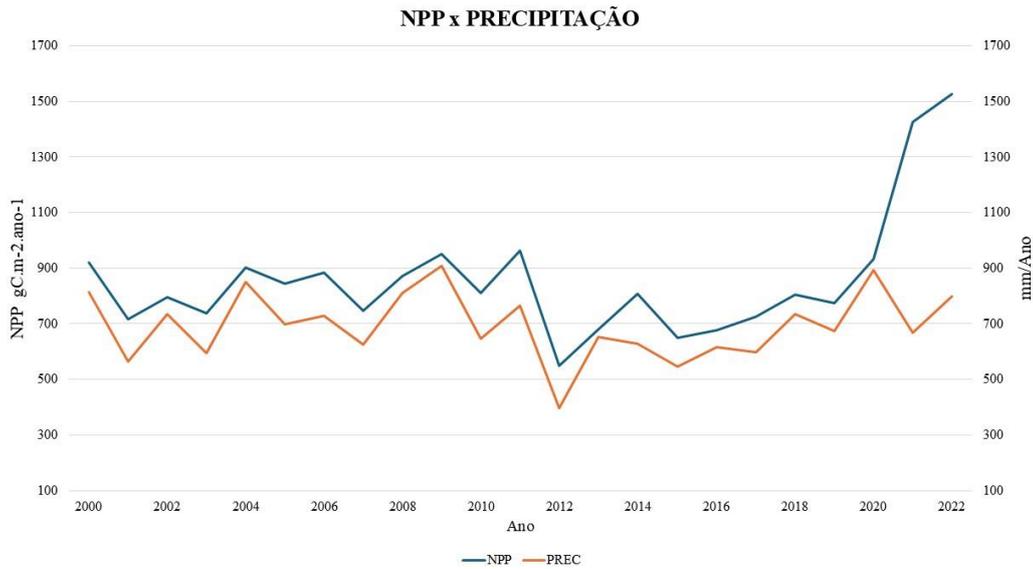


**Figura 8.** Variabilidade interanual da temperatura e da Produção Primária Líquida (NPP).

Nota-se que no ano de 2012 ocorreu uma queda abrupta na precipitação, chegando a 400 mm/ano, conseqüentemente a produção teve a maior queda durante a série observada, chegando a 600 gC.m<sup>-2</sup>.ano<sup>-1</sup> (Figura 9). A partir de 2010 a precipitação iniciou uma queda gradativa, atingindo seu menor valor no ano de 2012, chegando a 400 mm/ano, e conseqüentemente levando a NPP a uma queda significativa atingindo 600 gC.m<sup>-2</sup>.ano<sup>-1</sup>.

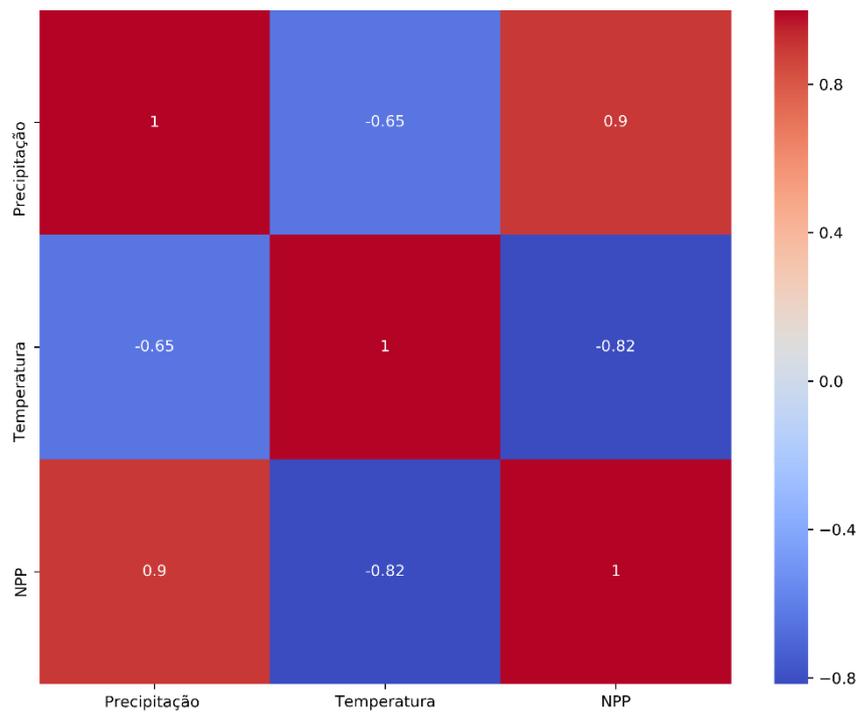
De acordo com Ji et al., (2021) a precipitação é o fator meteorológico mais importante na mudança da NPP, pois a mesma influência de forma direta a sua produtividade. Entre os anos de 2008 e 2009 ocorreu a maior produção já registrada, chegando a aproximadamente 900 gC.m<sup>-2</sup>.ano<sup>-1</sup> e com a precipitação de 900 mm/ano também visto na Figura 9.

Peng et al. (2017), verificaram que em algumas regiões em que os dados de NPP mostraram uma diminuição, relatam que foi causada pelas secas durante o ano, como também as mudanças na disponibilidade de água.



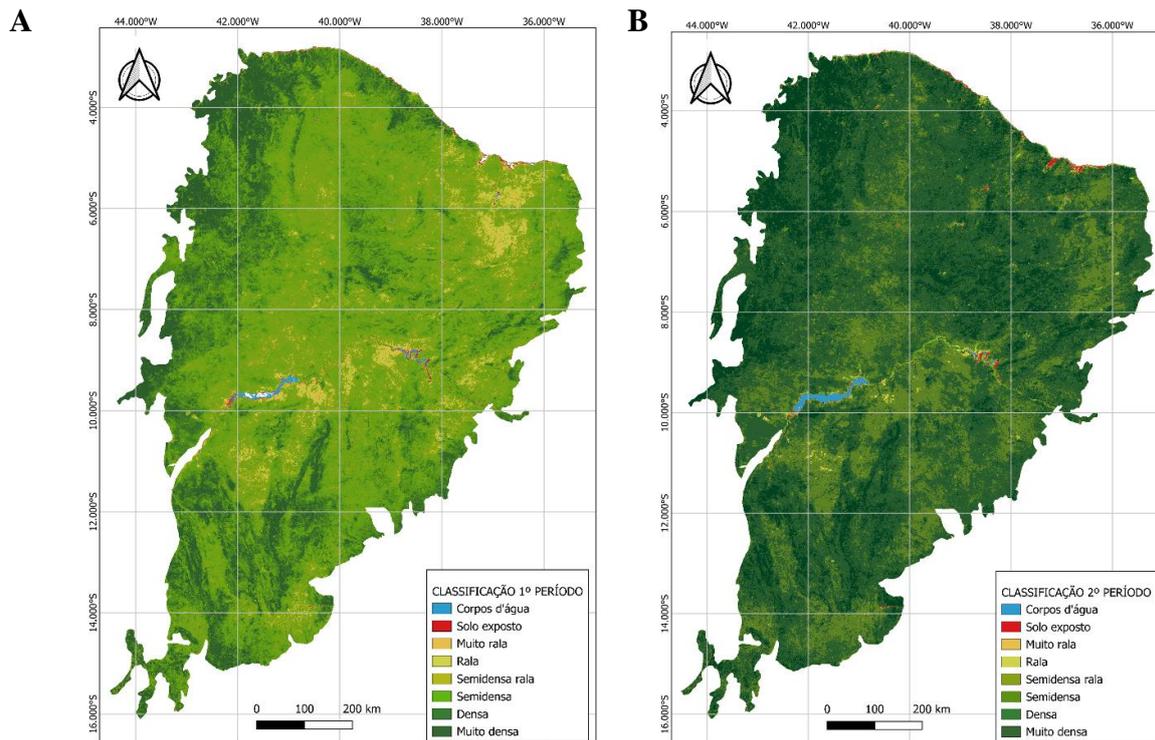
**Figura 9.** Variabilidade interanual da precipitação e da Produção Primária Líquida (NPP).

A matriz de correlação observada na Figura 10 representa o coeficiente de correlação entre as variáveis climáticas temperatura e precipitação e a NPP. Observando a Figura 10 verifica-se que a temperatura apresenta uma forte correlação negativa, de -0,82, essa correlação mostra que a temperatura se comporta de forma inversa a NPP, uma aumenta enquanto a outra diminui. Esse coeficiente impacta nas flutuações ao longo da escala história observada da NPP. Também na Figura 10, apresenta-se a correlação entre a precipitação e a NPP que foi de 0,9. De acordo com Chu et al., (2015), metade da variação global na NPP pode ser explicada através das variáveis climáticas temperatura e precipitação, que são considerados importantes condutores climático para as flutuações anuais da NPP.



**Figura 10.** Matriz de correlação entre a Produção Primária Líquida (NPP) e as variáveis climáticas temperatura e precipitação.

Com base nos dados de NDVI foi feita a estratificação da Caatinga, como mostra a Figura 11, para os períodos estudados, 2001 e 2022. Por meio da classificação, é possível observar a quantidade de vegetação e acompanhar se ocorreram alterações, como também monitorar a quantidade de solo exposto e a produção primária líquida para toda a região.



**Figura 11.** A) Classificação da vegetação da Caatinga para o ano de 2001; B) Classificação da vegetação da Caatinga para o ano de 2022.

A partir da estratificação, é possível observar na tabela 1, o percentual da área ocupada nos dois períodos de estudo.

**Tabela 1.** Classificação da vegetação da Caatinga para os períodos de 2001 e 2022.

Classes de vegetação	1º Período 2001		2º Período 2022	
	(Ha)	%	(Ha)	%
Água	167725	0,2	206412,5	0,25
Solo Nu	210218,75	0,25	243650	0,29
Muito rala	416106,25	0,49	119543,75	0,14
Rala	2726887,5	3,24	302393,75	0,36
Semidensa rala	1461293,75	1,74	193631,25	0,23
Semidensa	43479143,75	51,67	19168931,25	22,78
Densa	29768131,25	35,38	49022900	58,26
Muito densa	6085037,5	7,23	15090893,75	17,93

Quando considerado a classe de corpos d'água, nota-se que houve um aumento no segundo período, indo de 0,2% no primeiro período, para 0,25% no segundo período. Esse aumento pode estar relacionado a precipitação que, como visto na Figura 5, foi mais elevada no ano de 2022 do que no ano de 2001, com um total de 799,538 mm/ano e 565,494 mm/ano respectivamente, o segundo período teve dois grandes picos, o primeiro no mês de março onde atingiu aproximadamente 130 mm e o segundo no mês de novembro, atingindo 140 mm.

Ao analisar a classe de solo exposto, observa-se que ocorreu um aumento de 0,04% no segundo período quando comparado com o primeiro período. Esse efeito pode ser considerado uma consequência do uso e da ocupação do solo, principalmente pelo avanço das atividades agropecuárias, que tiveram um aumento de 1.456% entre os anos de 1985 e 2020 (Embrapa, 2022). Outras variáveis que podem influenciar nesse aumento, são os efeitos da sazonalidade, onde nos períodos secos ocorre uma redução bastante significativa da vegetação (Nascimento et al., 2020). As áreas de solo exposto, se localizam próximo aos corpos d'água, isso está relacionado ao avanço das atividades agropecuárias, que de acordo com Evangelista (2011) o avanço da agricultura e da extração de madeira resultam diretamente no desmatamento do bioma. Mesmo com a recuperação da vegetação no segundo período, ainda é possível observar pontos específicos de solo exposto. Outro ponto importante, é que a vegetação muito rala também sofreu uma diminuição no segundo período, indo de 0,49% para 0,14%, contribuindo assim para o aumento do solo exposto.

As áreas com vegetação muito rala e rala, são regiões mais abertas, onde proporcionam uma maior facilidade para o uso e ocupação do solo de forma mais intensa. Em estudos feitos por Nascimento et al. (2020) mostram que nas áreas de vegetação aberta próximos ao Rio São Francisco ocorreu uma intensa diminuição na vegetação, levando uma redução da distribuição de sua cobertura. No primeiro período é possível observar que a vegetação rala é predominante em todo o Bioma, esses dados correspondem com a pesquisa feita por Nóbrega et al (2023), onde foi observado que a vegetação rala ocupava 67,80% do território entre os anos de 1998 e 2008. Os pontos de vegetação muito rala, são localizados nas áreas mais centrais da região, onde são encontradas as regiões mais áridas, e de vegetação mais arbustiva. Segundo estudos de avaliação das mudanças de uso e cobertura da terra realizado por Viera et al. (2018) na região de Cabrobó Sertão de Pernambuco, áreas de solo exposto aumentaram 349% entre os anos 2000 e 2010.

As classes, rala e semidensa rala, tiveram uma redução bastante significativa na sua vegetação nos dois períodos de estudo, indo de 3,24% para 0,36% e de 1,74% para 0,23%

respectivamente. Entre os anos de 2012 e 2015 o Brasil sofreu com grandes secas, resultando em inúmeros impactos, principalmente na vegetação (Sávio, 2015). Durante o período de 2014 a vegetação sofreu reduções significativas, quando comparado ao ano de 2001, a vegetação rala atingiu o valor de 2,83% e a semidensa rala de 1,61%.

Quando vamos analisar as classes de vegetação semidensa, observa-se que no segundo período, houve uma redução de mais de 30% de vegetação, porém, quando analisado a classificação densa observa um aumento de mais de 30% no segundo período, pode-se considerar que a vegetação antes classificada como semidensa no primeiro período, passou a ser densa no segundo período. O mesmo princípio se aplica a vegetação muito densa, que foi de 7,23% do primeiro período para 17,9% no segundo.

Os resultados obtidos por Nóbrega et al. (2023) corroboram com os do presente estudo, onde foi possível observar uma ligeira recuperação na área de vegetação muito densa entre o período de 2008 e 2018. Esse aumento das vegetações densa e muito densa pode ser explicado pela criação das Áreas de Preservação Permanente (APP) em algumas regiões da Caatinga, como também o aumento da cobertura vegetal em anos chuvosos, fazendo com que a precipitação mais elevada após um período de seca tenha um efeito positivo na classe arbustiva fechada (França et al. 2020). De acordo com Silva (2021) a Caatinga possui capacidade de efetuar processo de recuperação natural, mesmo com algumas alterações, a vegetação começa a se regenerar.

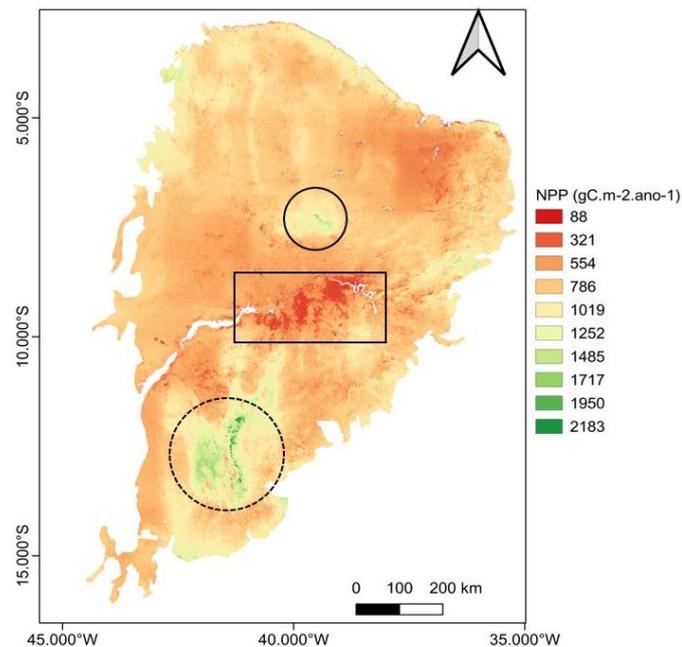
O mapa da NPP para o período de estudo, 2001 a 2022 é apresentado na Figura 12. A variabilidade na absorção de carbono na Caatinga é alta, pois possui áreas em que a produção oscila entre 789 e 88  $\text{gC.m}^{-2}.\text{ano}^{-1}$ . Na Área circular sólida, pode-se observar que se tem uma pequena região chegando a produzir aproximadamente 1950  $\text{gC.m}^{-2}.\text{ano}^{-1}$ , esse valor pode ser explicado de acordo com a vegetação do local (Figura 11), que pode ser classificado como arbóreo ou arbustivo, onde se encontra espécies de médio a grande porte, e com o dossel das árvores ocupando uma grande área, tendo assim uma maior produção.

Na Área retangular sólida, foram registrados os menores valores da NPP, chegando a 88  $\text{gC.m}^{-2}.\text{ano}^{-1}$ . A baixa precipitação resulta em uma vegetação de porte herbáceo para sobrevivência no local, já que esse tipo de vegetação possui um porte baixo e crescem de forma afastadas, devido à grande parte dessa área ser o Rio São Francisco cortando os cânions. E grande parte das margens está com agricultura irrigada, afetando assim, o sequestro de carbono. Essa região da Caatinga abrange os estados da Bahia, Pernambuco e Alagoas. O MapBiomias mostra que, só no estado da Bahia, em particular no Norte do estado, são registradas áreas de degradação severa. Segundo Nascimento et al. (2013) essas áreas são bastante afetadas pelas

ações antrópicas, e estão susceptíveis a desertificação, ou seja, a degradação das terras das regiões áridas e semiáridas.

Na área circular pontilhada, observa-se a maior área de captura de carbono, a região chegou a produzir em alguns pontos aproximadamente  $2183 \text{ gC.m}^{-2}.\text{ano}^{-1}$ . O aumento da produção nessa área, está relacionado com a proximidade a Chapada Diamantina no estado de Bahia, onde se tem locais mais altos e com baixas temperaturas. As variáveis climáticas dessa região, influenciam na produção e no comportamento da vegetação nessa região.

A Caatinga ao longo dos anos vem cada vez mais sendo afetado por ações antrópicas, impactando principalmente sua vegetação nativa. Segundo Nascimento et al. (2013) o seminário Nordestino localizado nesse Bioma, está cada vez mais susceptível ao processo de desertificação. Observa-se que a região da Caatinga Norte e central possui uma baixa produção, em relação aos valores produzidos na Caatinga Sul, e de acordo com Pereira (2013) isso decorre ao fato da retirada da vegetação e uso inadequado dos recursos naturais na região, para implantação de monocultura ou agropecuária.

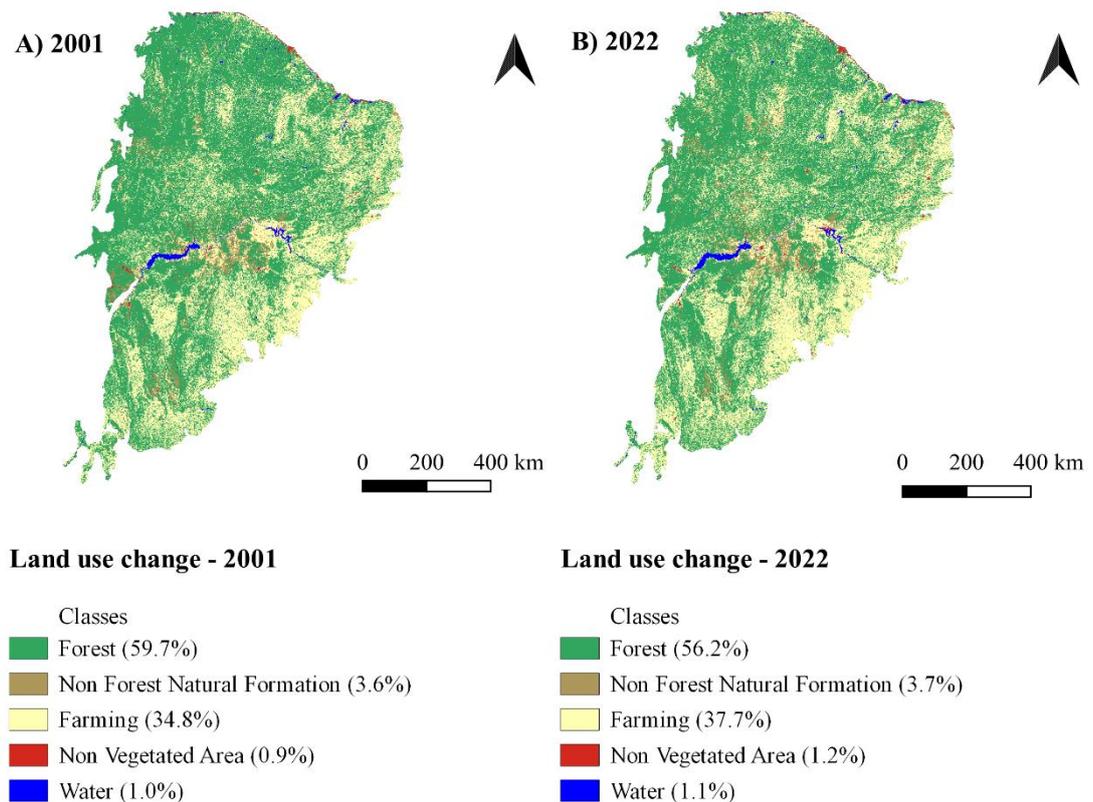


**Figura 12.** Produtividade Primária Líquida em  $\text{gC.m}^{-2}.\text{ano}^{-1}$  para toda Caatinga.

Através de dados obtidos do MapBiomas Brasil (Figura 13), observa-se o mapa plotado do uso e mudança do solo nos dois períodos de estudos, levando em consideração 5 novas classificações, sendo elas: floresta, formação natural não florestal, agricultura, área sem vegetação e água.

No primeiro período que ocorreu em 2001, a área florestal foi de 59,7%, nessa área estão inclusos todos os tipos de vegetação, desde a rala até a muito densa. Já no segundo período, observa-se uma redução de 3,5% na cobertura florestal da Caatinga. Os corpos hídricos tiveram um aumento de 0,1% no segundo período, corroborando com os dados de que em 2022 a precipitação foi maior do que no primeiro período, pois desde 2018 o fenômeno La Niña vem ocorrendo de forma moderada, proporcionando anos mais chuvosos. A formação natural não vegetal, onde estão inclusas as regiões de pastagens e áreas úmidas, ocupavam 3,6% em 2001, em 2022 ocorreu um ligeiro aumento para 3,7%. A área de agropecuária em 2001 ocupava 34,8% da Caatinga, já em 2022 passou a ocupar 37,7%, um aumento de 2,9% sendo bastante significativo nos impactos causados. As áreas não vegetadas, ou seja, de solo exposto aumentaram de 0,9% para 1,2% entre os períodos.

A Caatinga mostra elevada eficiência no uso de carbono, sendo um dos maiores sumidouros entre as florestas secas do mundo (Embrapa, 2024). Portanto, para avaliar o impacto causado na NPP através do uso da terra, foi calculado a quantidade de carbono absorvido pela classe de floresta nos dois períodos, de acordo com a coleção 8 do MapBiomas, essa classe apresenta 5 subclasses, sendo elas: Formação florestal, Formação Savânica, Mangue, Floresta Alagável e Restinga Arbórea. A Caatinga teve uma absorção média de carbono durante o período de 2001 a 2022 de  $809 \text{ gC.m}^{-2}.\text{ano}^{-1}$ . No ano de 2001 o valor sequestrado foi de 400 TgC por ano (1 Teragrama de carbono =  $10^{12}$  gC). Já no segundo período esse valor teve uma diminuição passando para 377 TgC, ocorrendo uma redução de 23 TgC na capacidade de absorção da vegetação no bioma.



**Figura 13.** A) Mapa do uso da terra para a Caatinga para o ano de 2001. B) Mapa do uso da terra para a Caatinga para o ano de 2022.

De acordo com o Sistema de Alertas de Desmatamento - SAD Caatinga, mostra que só no ano de 2021 foram desmatados 115.894 hectares. Segundo o MapBiomias Brasil, a agricultura é um dos principais vetores do desmatamento, entre o período de 1985 e 2020 áreas de savana e formações florestais foram convertidos para uso do solo em atividades de agropecuária, passando a ter uma área ocupada pela agricultura de 1.456%, resultando também no aumento das áreas de pastagem.

## 6 CONCLUSÃO

Os valores mais baixos de NDVI foram entre os anos de 2010 até 2015, períodos de grandes secas. A série temporal não apresentou uma tendência de significância estatística para o NDVI. Observou-se que o NDVI tem uma influência direta com a precipitação. Conforme os resultados, foi possível observar que a precipitação é uma variável climática fundamental para determinar a saúde da vegetação.

O maior valor da PLL foi registrado no ano de 2011, influenciado por um evento de La Niña. A NPP apresenta uma alta correlação negativa com a temperatura e uma alta correlação

positiva com a precipitação. O ano de 2022 foi um ano de La Niña, o que proporcionou um alto índice pluviométrico na Caatinga, logo os valores de NPP para esse ano foram elevados.

Ocorreram mudanças significativas no uso da terra da Caatinga, de modo que ocorreu uma redução nas florestas e um aumento na agropecuária, mostrando impactos no sequestro de carbono, pois a área de floresta que sequestrou 400 TgC em 2001, reduziu esse valor para 377 TgC em 2022 devido à redução da área vegetada.

Com o passar dos anos o Bioma da Caatinga vem se tornando cada vez mais vulnerável, apresentando áreas degradadas, ao nível de desertificação, fragmentação na vegetação, ações antrópicas intensas e vulnerabilidade as mudanças climáticas. Por ser um bioma exclusivamente brasileiro, ações mitigatórias devem ser realizadas, para restauração das áreas afetadas e conservação das demais.

## REFERÊNCIAS

- ABDI, A. M; VRIELING, A.; YENGOH, G. T; *et al.* The El Niño – La Niña cycle and recent trends in supply and demand of net primary productivity in African drylands. **Climatic Change**, 2016.
- AHLSTROM, A. RAUPACH, M. R.; SCHURGERS, GUY; *et al.* The dominant role of semi-arid ecosystems in the trend and variability of the land CO<sub>2</sub> sink. **Science** v. 348, p. 895-899, 2015. [10.1126/science.aaa1668](https://doi.org/10.1126/science.aaa1668)
- ALMEIDA, N. V.; NASCIMENTO, F. R.; CUNHA, S. B. A cobertura Vegetal e sua Importância na Análise Morfodinâmica da Bacia Hidrográfica do Rio Taperoá - NE do Brasil/Paraíba. **Revista GeoNorte** , V. 3 , P. 365-378 , 2012
- ALVES, J. J. A.; ARAÚJO, M. A.; NASCIMENTO, S. S. Degradation of Caatinga: An Investigation Geographical Ecology. **Revista Caatinga**, v. 22, p. 126-135, 2009.
- ARAGÃO, R. O. J. Fundamentos de meteorologia e relação oceano-atmosfera. Recife: **Secretaria de Recursos Hídricos de Pernambuco**, 2000.
- ARAÚJO, C. H. P; FERES, G. J.; REIS, E. J.; BRAGA, J. M. Eventos climáticos extremos: efeitos dos fenômenos El Niño e La Niña sobre a produtividade agrícola. **Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Ipea)**, 2012.
- ARAÚJO, P. *et al.* **Eventos climáticos extremos:** efeitos dos fenômenos El Niño e La Niña sobre a produtividade agrícola. *In:* ROGÉRIO. Brasil em Desenvolvimento 2012: estado, planejamento e políticas públicas. Brasília: IPAE, 2012. p. 348-355.
- BAI, X.; JIA, X.; JIA, Y.; SHAO, M.; HU, W. Modeling long-term soil water dynamics in response to land-use change in a semi-arid área. **Journal of Hydrology**, v. 585, 124824, 2020, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.124824>.
- BEER, C. *et al.* Terrestrial gross carbon dioxide uptake: global distribution and covariation with climate. *Science*, Washington, DC, v. 329, n. 5993, p. 834-838, 2010.
- BERLATO, A. M.; FONTANA, C. D. El Niño e La Niña: Impactos no clima, na vegetação e na agricultura do Rio Grande Do Sul: Aplicações de previsões climáticas na agricultura. **Editora da UFRGS**, 2003.

BREXÓ, A. E.; MATTOS, M. L. SUSZEK, G. Caracterização de uso e ocupação do solo na região do vale do Ivinhema-MS utilizando a plataforma Google Earth Engine. **Brazilian Journal of Animal and Environmental Research**, v. 6, n. 1, p. 251–263, 11 fev. 2023.

BRITO, J.; NASCIMENTO, R. Estimativa da absorção de carbono pela vegetação da caatinga. *In*: SILVA, B. B. (Org). **Aplicações ambientais brasileiras com geoprocessamento e sensoriamento remoto**. Campina Grande – PB. EDUFPG, 2013. p. 87-103.

CARVALHO, S. W.; MAGALHÃES, C. J. F.; SANTOS, L. T. Uso e cobertura do solo utilizando a Plataforma Google Earth Engine (GEE): estudo de caso em uma unidade de conservação / land use and land cover using the Google Earth Engine platform (GEE): case study in a conservation unit. **Brazilian Journal of Development**, v. 7, n. 2, p. 15280–15300, 1 jan. 2021.

CHU, C.; BARTLETT, M. K.; WANG, Y.; *et al.* Does climate directly influence NPP globally? **Global Change Biology**, v. 22, n. 1, p. 12–24, 2015.

**CÓDIGOS DA LEGENDA PARA OS VALORES DE PIXEL NA COLEÇÃO 8 DO MAPBIOMAS.** [s.l: s.n.]. Disponível em: <<https://brasil.mapbiomas.org/wp-content/uploads/sites/4/2023/08/Legenda-Colecao-8-LEGEND-CODE.pdf>>.

COSTA, A. J. O fenômeno El Niño e as secas no nordeste do Brasil. **Revista científica do IFAL**, v. 1, n. 4, jan. 2012.

CUNHA, J.; NÓBREGA, R. L.B.; RUFINO, I.; ERASMI, S.; GALVÃO, C.; VALENTE, F. Surface albedo as a proxy for land-cover clearing in seasonally dry forests: evidence from the brazilian caatinga. **Remote Sensing Of Environment**, [S.L.], v. 238, p. 111250, 2020. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2019.111250>.

CUNHA, J.; NÓBREGA, R. L.B.; RUFINO, I.; ERASMI, S.; GALVÃO, C.; VALENTE, F. Surface albedo as a proxy for land-cover clearing in seasonally dry forests: evidence from the brazilian caatinga. **Remote Sensing Of Environment**, [S.L.], v. 238, p. 111250, 2020. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2019.111250>.

DALMAGO, A. G.; CUNHA, R. G.; SANTO, A.; PIRES, F. L. J.; SCHWEIG, E. Produtividade primária líquida do ambiente natural – indicador de sustentabilidade de sistemas de produção agrícola. **Embrapa**, 2008.

DALMAGO, G.; CUNHA, G.; SANTI, A.; PIRES, J.; SCHWEIG, E. E. **Produtividade Primária Líquida do ambiente natural – Indicador de sustentabilidade de sistemas de produção agrícola**. Passo Fundo: **Embrapa Trigo**, 2008. (ISSN 1518-6512 – Documentos Online 100).

DANESHI, A.; BROUWER, R.; NAJAFINEJAD, A.; PANAHI, M.; ZARANDIAN, A.; MAGHSOOD, F. F. Modelling the impacts of climate and land use change on water security in a semi-arid forested watershed using InVEST. **Journal of Hydrology**, v. 593, 125621, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125621>

EMBRAPA TERRITORIAL. **Sistema de Inteligência Territorial Estratégica do Bioma Caatinga**. Campinas, 2022. Disponível em: < <https://www.embrapa.br/bioma-caatinga> >. Acesso em: 10 jun. 2024.

EMBRAPA TERRITORIAL. Sistema de Inteligência Territorial Estratégica do Bioma Caatinga. Campinas, 2022. Disponível em: < <https://www.embrapa.br/bioma-caatinga> >. Acesso em: 10 jun. 2024.

EMBRAPA TRIGO. Embrapa.br. Disponível em: <[http://www.cnpt.embrapa.br/biblio/do/p\\_do100\\_2.htm](http://www.cnpt.embrapa.br/biblio/do/p_do100_2.htm)>.

EMBRAPA. **Em quase uma década, anualmente Caatinga retirou da atmosfera 5,2 t de carbono por hectare**. Disponível em: <https://www.embrapa.br/busca-de-noticias/-/noticia/88549836/>. Acesso em: 2 ago. 2024.

EVANGELISTA, A. dos R. S. O processo de desmatamento do bioma caatinga: riscos e vulnerabilidades socioambientais no território de identidade do sisal, Bahia. **Revista Geográfica de América Central**, Costa Rica, v. 2, n. 47, p. 1-16, 2011.

FAQ – Google Earth Engine. Disponível em: <<https://earthengine.google.com/faq/>>. Acesso em: 6 fev. 2024.

FILHO, S. et al. Mathematical modelling of the intra-annual behaviour of NDVI in the Caatinga Biome, Brazil. **Ciência Florestal**, v. 30, n. 2, p. 473–488, 2020. <https://doi.org/10.5902/1980509837279>.

FOLEY, J.A.; DEFRIES, R.; ASNER, G.P.; BARFORD, C.; BONAN, G.; CARPENTER, S.R.; CHAPIN, F.S.; COE, M.T.; DAILY, G.C.; GIBBS, H.K.; HELKOWSKI, J.H.; HOLLOWAY, T.; HOWARD, E.A.; KUCHARIK, C.J.; MONFREDA, C.; PATZ, J.A.; PRENTICE, I.C.; RAMANKUTTY, N. & SNYDER, P.K. Global consequences of land use. **Science**, 309:570-574, 2005.

FRANÇA, A. M. L.; MIRANDA, Q. R.; COSTA, O. S. V.; GALVÍNCIO, D. J. Análise do uso e ocupação do solo na bacia hidrográfica do rio Pajeú (Pernambuco) com o produto MODIS MCD12Q1. **OJS Open Journal Systems**, v. 1, n. 1. 2020.

FRANCISCO, M. R. P.; CHAVES, B. I.; CHAVES, G. H. L. Bioma Caatinga e Degradação: Modelo de Mapeamento. — Campina Grande: **EPGRAF**, 2020. 80 f.: il. color.

FUNK, C.; PETERSON, P. Y.; LANDSFELD, M. F.; *et al.* The climate hazards infrared precipitation with stations—a new environmental record for monitoring extremes. **Scientific Data**, v. 2, n. 1, 2015.

GANEM, K. A.; BAPTISTA, G. M. M.; DA FRANCA ROCHA, W. J. S.; VASCONCELLOS, R. N.; ROSA, M. R.; SOUZA, D. T. M. Comparação entre dados com e sem correção atmosférica na classificação da cobertura da terra de uma área da caatinga utilizando o Google Earth Engine. **Revista Brasileira de Cartografia**, [S. l.], v. 69, n. 6, 2017. <http://dx.doi.org/10.14393/rbcv69n6-44310>.

GAO, Y. *et al.* Vegetation net primary productivity and its response to climate change during 2001–2008 in the Tibetan Plateau. **The Science of the Total Environment**, Amsterdam, v. 444, p. 356-362, 2013.

GUAN, K.; PAN, M.; LI, H.; WOLF, A.; WU, J.; MEDVIGY, D.; CAYLOR, K.K.; SHEFFIELD, J.; WOOD, E.F.; MALHI, Y. Photosynthetic seasonality of global tropical forests constrained by hydroclimate. **Nature Geoscience**, [S.L.], v. 8, n. 4, p. 284-289, 2015. <https://doi.org/10.1038/ngeo2382>.

HABERL, H.; SCHULZ, N. B.; PLUTZAR, C.; ERB, K. H.; KRAUSMANN, F.; LOIBL, W.; MOSER, D.; SAUBERER, N.; WEISZ, H.; ZECHMEISTER, H. G.; ZULKA, P. Human appropriation of net primary production and species diversity in agricultural landscapes. **Agriculture, Ecosystems and Environment**, v. 102, p. 213-218, 2004a.

HANSEN, M. C.; POTAPOV, P.; MOORE, R.; HANCHER, M.; TURUBANOVA, S.; THAU, D.; STEHMAN, V. S.; GOETZ, J. S.; LOVELAND, R. T.; KOMMAREDDY, A.; EGOROV, V. A.; CHINI, L.; TORNSHEND, JRG.; High-Resolution Global Maps of 21st-Century Forest Cover Change. **Science (New York, N.Y.)**, v. 342. 850-853, 2023. <http://dx.doi.org/10.1126/science.1244693>.

HILKER, T. et al. Comparing canopy metrics derived from terrestrial and airborne laser scanning in a Douglas-fir dominated forest stand. **Trees**, v. 24, n. 5, p. 819–832, 15 jun. 2010.

**INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais**. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Disponível em: <<https://www.gov.br/inpe/pt-br>>. Acesso em: 14 jun. 2023.

**IPCC — Intergovernmental Panel on Climate Change**. [ipcc.ch](http://ipcc.ch). Disponível em: <<https://www.ipcc.ch/>>. Acesso em: 28 jan. 2024.

JI, R.; TAN, K.; WANG, X.; *et al.* Spatiotemporal Monitoring of a Grassland Ecosystem and Its Net Primary Production Using Google Earth Engine: A Case Study of Inner Mongolia from 2000 to 2020. **Remote Sensing**, v. 13, n. 21, p. 4480–4480, 2021.

JÚNIOR, S. A. J.; PACHECO, P. A. Avaliação de recursos para o mapeamento de cobertura do solo em sub-bacia do rio Capibaribe-PE usando imagens kompsat-2. **Journal of Hyperspectral Remote Sensing** v.13, n.2, p.270-280 2023.

KOCH, R.; ALMEIDA-CORTEZ, JS.; KLEINSCHMIT, B. Revealing areas of high nature conservation importance in a seasonally dry tropical forest in Brazil: Combination of modelled plant diversity hot spots and threat patterns. **Journal for Nature Conservar**, v. 35, 24–39, 2017. <https://doi.org/10.1016/j.jnc.2016.11.004>.

LAL, R., 2004. Carbon sequestration in dryland ecosystems. *Environ. **Environmental Management***, v. 33, 528–544. <https://www.doi.org/10.1007/s00267-003-9110-9>.

LI, S.; HE, S. The variation of net primary productivity and underlying mechanisms vary under different drought stress in Central Asia from 1990 to 2020. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 314, p. 108767–108767, 2022.

LI, Z. et al. Potential impacts of climate change on vegetation dynamics in Central Asia. **Journal of Geophysical Research: Atmospheres, Hoboken**, v. 120, n. 24, p. 12345-12356, 2015.

LIMA, F. J.; Índices espectrais, temperatura e o albedo de superfície no bioma da caatinga utilizando imagens orbitais. **Ufpe.br**, (Mestrado em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação) - Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2020. Disponível em: <https://repositorio.ufpe.br/handle/123456789/38294>

LORENÇO, A.; PLÁCIDO, G.; YUKARI, N.; *et al.* Produtividade Primária Em Florestas Tropicais. 2018. Disponível em: <https://www2.ib.unicamp.br/profs/fsantos/bt682/2018/Sem4.pdf>.

LOURENÇO, R. V; NARA, N.; ALEXANDRE, C. Distribuição Espaço-Temporal do NDVI sob Condições de Caatinga Preservada. **Espaço Aberto**, v. 7, n. 1, p. 101–110, 2017. <https://doi.org/10.36403/espacoaberto.2017.3565>.

LOVEJOY, T. E.; NOBRE, C. Amazon Tipping Point. **Science Advances**, v. 4, n. 2, eaat2340, 2018.

MALHI, Y.; DOUGHTY, C.; GOLDSMITH, G.; *et al.* The linkages between photosynthesis, productivity, growth and biomass in lowland Amazonian forests. **Global Change Biology**, v. 21, n. 6, p. 2283–2295, 2015.

MAPBIOMAS BRASIL. Disponível em: <<https://brasil.mapbiomas.org/2023/08/31/perda-de-vegetacao-nativa-no-brasil-acelerou-na-ultima-decada/>>. Acesso em: 30 jan. 2024.

MAPBIOMAS BRASIL. Disponível em: <<https://brasil.mapbiomas.org/2022/10/19/57-dos-municipios-da-mata-atlantica-tem-menos-de-30-de-vegetacao-natural/>>. Acesso em: 31 jan. 2024.

MAPBIOMAS BRASIL. Disponível em: <https://brasil.mapbiomas.org/2023/04/28/imagens-de-satelite-revelam-os-5-municipios-que-mais-desmatam-nos-9-estados-da-caatinga/#:~:text=O%20levantamento%20derivado%20do%20Sistema,70%25%20em%20apenas%20um%20ano.>

MAPBIOMAS BRASIL. Mapbiomas.org. Disponível em: <<https://mapbiomas.org/>>.

MAPBIOMAS, PROJETO. Desmatamento, queimadas e retração da superfície da água aumentam o risco de desertificação da caatinga. *Map Biomas Brasil*, 2021. Disponível em: <https://brasil.mapbiomas.org/2021/10/06/desmatamento-queimadas-e-retracao-da-superficie-da-agua-aumentam-o-risco-de-desertificacao-da-caatinga/>.

MARTHEWS, R. T.; PAINE, T. C.; VOGT, R. D.; PURVES, D.; REES, M.; HECTOOR, A.; TURNBULL, A. L. How to fit nonlinear plant growth models and calculate growth rates: an update for ecologists. **Methods in ecology and evolution**, v. 3, n. 2, p. 245–256, 29 set. 2011.

MENEZES, R. S. C.; SAMPAIO, E. V. S. B.; GIONGO, V.; PEREZ-MARIN, A. M. Biogeochemical cycling in terrestrial ecosystems of the Caatinga Biome. **Brazilian Journal of Biology**, v. 72, p. 643-653, 2012.

MUÑOZ-SABATER, J., (2019): ERA5-Land monthly averaged data from 1981 to present. **Copernicus Climate Change Service (C3S) Climate Data Store (CDS)**. [doi:10.24381/cds.68d2bb30](https://doi.org/10.24381/cds.68d2bb30).

NASCIMENTO, P. R. K.; ALVES, R. E.; ALVES, S. V. M.; GALVÍNCIO, D. J. Impacto da precipitação e do uso e ocupação do solo na cobertura vegetal na Caatinga. **Journal of Environmental Analysis and Progress** v. 05 n. 02, p. 221-231, 2020. 10.24221/jeap.5.2.2020.3058.221-231.

NASCIMENTO, R.; BRITO, I.; BORGES, V.; BORGES, P.; ARAÚJO, L. Variabilidade Interanual da Quantidade de Carbono Absorvido nos Biomas Nordestinos e sua Relação com Fatores Climáticos. **Gaia Scientia**, 2019.

NASCIMENTO, R.; LIMA, E.; IVALDO, J. **IDENTIFICANDO ÁREAS SUSCEPTÍVEIS À DESERTIFICAÇÃO NA REGIÃO NORDESTE DO BRASIL A PARTIR DA PRODUÇÃO PRIMÁRIA LÍQUIDA**. XVIII Congresso Brasileiro de Agrometeorologia, 2013.

**NATIONAL OCEANIC AND ATMOSPHERIC ADMINISTRATION**. Disponível em: <<https://www.noaa.gov/>>. Acesso em: 2 ago. 2024.

NÓBREGA, A. R.; NETO, M. M. J.; BARBOSA, P. M.; LIMA, P. J.; OLIVEIRA, D. L. Classificação da cobertura vegetal da caatinga através do processamento digital de imagens de satélite. **Caderno de Geografia**, v. 33, n. 74, p. 1064–1064, 2023.

NOGUEIRA, L.; LEITE, A.; FILHO, G. A importância da cobertura vegetal no processo de erosão e degradação do solo no ensino da geografia. **International Journal Education and Teaching**, v. 3, n. 3, p. 173–188, 2020. Disponível em: <<https://ijet-pdvl.com/index.php/pdvl/article/view/151>>.

OLIVEIRA, N. W.; MIZIARA, F.; FERREIRA, C. N. Mapping Land Use and Land Cover of Mozambique Using Google Earth Engine Platform. **Anuário do Instituto de Geociências**, v. 42, n. 1, p. 336–345, 2019. [https://doi.org/10.11137/2019\\_1\\_336\\_345](https://doi.org/10.11137/2019_1_336_345).

PEI, F. et al. Assessing the impacts of droughts on net primary productivity in China. **Journal of Environmental Management**, London, v. 114, p. 362-371, 2013.

PENG, D.; ZHANG, B.; WU, C.; *et al.* Country-level net primary production distribution and response to drought and land cover change. **Science of The Total Environment**, v. 574, p. 65–77, 2017.

REZENDE, P. L.; MAILLARD, P.; FREITAS, A. J.; variação espaço-temporal da umidade do solo e do ndvi de coberturas vegetais do cerrado e da caatinga. **Anais do XX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**. INPE – Florianópolis -SC. 2023.

RIZZINI, C. Tratado de Fitogeografia do Brasil. Rio de Janeiro: **Âmbito Cultural Edições Ltda**. 1997, 747p.

RODIGHERI, G. Modelagem da produtividade primária líquida utilizando dados coletados de sensores remotos: Avaliação de impactos e perdas em área agrícola. **Dissertação de mestrado, 2020** - Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia. Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto.

RODRIGUES, H. C. T.; SILVA, R. S.; CARNEIRO, F. S.; SOUZA, G. B. C.; OLIVEIRA, B. T.; AMARAL, M. P. A.; SANTOS, A. M. A.; PINHEIRO, O. A. K.; MAESTRI, P. M. NDVI e SAVI como ferramentas de monitoramento das modificações no uso e ocupação do solo no sudoeste paraense. **Research, Society and Development**, [S. l.], v. 11, n. 1, p. e47611122583, 2022. <http://dx.doi.org/10.33448/rsd-v11i1.22583>.

ROSA, R.; SANO, E.E. Determinação da produtividade primária líquida (NPP) de pastagens na bacia do Rio Paranaíba, usando imagens Modis. **GeoFocus**, n. 13-1, p. 367-395, 2013.

ROSENDO, J. S. Índices de vegetação e monitoramento do uso do solo e cobertura vegetal na Bacia do Rio Araguari –MG –utilizando dados do sensor MODIS. **Dissertação de mestrado, 2005** –Universidade Federal de Uberlândia, programa de Pós-graduação em Geografia.

RUNNING, S. W. et al. A continuous satellite-derived measure of global terrestrial primary production. *Bioscience*, **Washington, DC**, v. 54, n. 6, p. 547-560, 2004.

SAMPAIO, E.D.S.B; FREIRE, A.D.S. Produção de biomassa na vegetação nativa do semiárido nordestino. In: MENEZES, R.S.C.; SAMPAIO, E.D.S.B.; SALCEDO, I.H. (Ed) **Fertilidade do solo e produção de biomassa no semiárido**. Recife: UFPE, 2008. P.11-25.

SANTOS, M. C.; BEZERRA, G. B. MENDES, R. K. et al. Rainfall and rain pulse role on energy, water vapor and CO2 exchanges in a tropical semiarid environment. **Agricultural and forest meteorology**, v. 345, p. 109829–109829, 1 fev. 2024.

SARTORIO, F. L.; BAYER, L. Identificação das Mudanças Espaço-temporais nos Biomas Brasileiros por Intermédio da Análise de Componentes Principais (ACP). **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 74, n. 2, p. 228–247, 2022. <https://doi.org/10.14393/rbcv74n2-63991>

SÁVIO, E.; MAGALHÃES, R. A. A seca de 2012-2015 no Nordeste e seus impactos. **Parcerias Estratégicas**, v. 20, n. 41, p. 107–128, 2015.

SILVA, A. A. E.; NETO, M. M. J.; FIRMINO, C. M.; SILVA, A. A. E. Influência dos Eventos ENOS nas Classes de Vegetação do Município de Sousa-PB. **Congresso Técnico Científico da Engenharia e da Agronomia – CONTECC**, 2018.

SILVA, A. B. Efeitos da agricultura de corte-e-queima sobre a regeneração da Caatinga. 2021. 68 f. **Dissertação (Mestrado em Ecologia) - Universidade Federal da Bahia**, Instituto de Biologia, Salvador, 2021.

SILVA, M. R. L.; BARBOSA, A. H.; SANTOS, M. A. Variabilidade e tendência espaço-temporal da caatinga relacionadas com a degradação ambiental no semiárido brasileiro. **Revista Brasileira de Geografia Física** v.17, n.2, p. 804-823, 2024. <https://doi.org/10.26848/rbgf.v17.2.p804-823>.

TARIN-TERRAZAS, T. et al. MexFlux: sinergias para diseñar, evaluar e informar soluciones climáticas naturales. **Elementos para Políticas Públicas**, v. 4, n. 2, p. 99–118, 2020.

TAVARES, G. M. Avaliação do desmatamento na Amazônia e suas consequências nas mudanças climáticas. **Brazilian Journal of Development**, v. 9, n. 7, p. 22772–22781, 2023. <https://doi.org/10.34117/bjdv9n7-111>.

VIEIRA, P. S. M. R.; CUNHA, A. M. P. A.; BARBOSA, A. A.; NETO, R. G. G.; TOMASELLA, J.; ALVALÁ, S. C. R.; SANTOS, C. F.; SANTANA, O. M. Análise das

interações entre dados climáticos e o processo de desertificação no hotspot de desertificação de Cabrobó-PE, Brasil. **Sustentabilidade em Debate**, v. 9, n. 2, p. 72-87, 2018. <https://doi.org/10.18472/SustDeb.v9n2.2018.27559>.

WALKER, J.; BEURS, K.; WYNNE, R. Phenological Response of an Arizona Dryland Forest to Short-Term Climatic Extremes. **Remote Sensing**, [S.L.], v. 7, n. 8, p. 10832-10855, 2015. <http://dx.doi.org/10.3390/rs70810832>.

WANG, H. et al. Monitoring the effects of land use and cover changes on net primary production: a case study in China's Yongding River basin. **Forest Ecology and Management**, Amsterdam, v. 258, n. 12, p. 2654-2665, 2009.

YIN, Y.; GRUNDSTEIN, A.; MISHRA, D. R.; *et al.* DTE<sub>x</sub>: A dynamic urban thermal exposure index based on human mobility patterns. **Environment International**, v. 155, p. 106573–106573, 2021.

YUE, J.; YANG, G.; TIAN, Q.; FENG, H.; XU, K.; ZHOU, C. 2019. Estimate of winter-wheat aboveground biomass based on UAV ultrahigh-resolution image textures and vegetation indices. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing** 150, 226- 244.

ZHU, Q. et al. Remotely sensed estimation of Net Primary Productivity (NPP) and Its spatial and temporal variations in the Greater Khingan Mountain Region, China. **Sustainability**, Basel, v. 9, n. 7, p. 1213-1229, 2017.

## ANEXO A - SCRIPT PARA EXTRAÇÃO DA NPP

```

var roi: Table users/robson/caatinga_border
var dataset = ee.ImageCollection("MODIS/006/MOD17A3HGF");

// -----Criando uma lista dos anos de interesse ---
-----

var startyear = 2000;
var endyear = 2020;
var years = ee.List.sequence(startyear, endyear);

// -----Criando uma lista dos meses -----
-----

var months = ee.List.sequence(1, 12);

// -----Criando um objeto data

var startdate = ee.Date.fromYMD(startyear, 1, 1);
var enddate = ee.Date.fromYMD(endyear, 12, 31);

// -----Filtrando o conjunto de dados -----
-----

var caatinga = dataset
.filterDate(startdate, enddate)
.filterBounds(roi)
.select('Npp');

// ----- Função para a escala do NDVI -----
-----

var scale = function(image) {

```

```

    var scaled = image.multiply(0.0001);
    return scaled.copyProperties(image, ['system:index',
'system:time_start']);
};

var npp_caatinga = caatinga.map(scale);
var npp_mean = npp_caatinga.mean();
print('NPP da caatinga', npp_caatinga);

//----- Mostrando a série da NPP -----
-----
var chart_npp_ano = ui.Chart.image.series({
  imageCollection: npp_caatinga,
  region: roi,
  reducer: ee.Reducer.mean(),
  scale: 500,
  })

chart_npp_ano.setOptions({
  title: 'Net Primary Production',
  vAxis: {
    title: 'NPP'},
  hAxis: {
    title: 'Year'}
  });

print(chart_npp_ano);

//Calculando os valores médio, min e max para inserir nos
parâmetros de visualização
var reducers = ee.Reducer.mean().combine({

```

```
        reducer2: ee.Reducer.min(),
        sharedInputs: true
    }). combine({
        reducer2: ee.Reducer.max(),
        sharedInputs: true
    });

var stats = npp_mean.reduceRegion({
    reducer: reducers,
    geometry: roi,
    scale: 500
});

print('Estatística para a NPP:', stats);

//Parâmetros de visualização
var nppVis = {
    min: 0,
    max: 2.5,
    palette: ['#0000FF', '#00FF00', '#FFFF00', '#FF7F00',
'#FF0000'],
};
Map.centerObject(roi, 5);
Map.addLayer(npp_mean.clip(roi), nppVis, 'NPP');

// Posição do painel
var legend = ui.Panel({
    style: {
    position: 'bottom-right',
    padding: '8px 15px'
    }
});
```

```

// Cria o título da legenda
var legendTitle = ui.Label({
value: 'NPP(kg C/m2)',
style: {
fontWeight: 'bold',
fontSize: '18px',
margin: '0 0 4px 0',
padding: '0'
}
});

// Adiciona o título ao painel
legend.add(legendTitle);

// Cria a imagem da legenda
var lon = ee.Image.pixelLonLat().select('latitude');
var gradient = lon.multiply((nppVis.max-
nppVis.min)/100.0).add(nppVis.min);
var legendImage = gradient.visualize(nppVis);

// Cria o texto no topo da legenda
var panel = ui.Panel({
widgets: [
ui.Label(nppVis['max'])
],
});

legend.add(panel);

// Cria a miniatura da imagem
var thumbnail = ui.Thumbnail({
image: legendImage,
params: {bbox:'0,0,10,100', dimensions:'10x200'},
style: {padding: '1px', position: 'bottom-center'}
}

```

```

});

// Adiciona a miniatura a legenda
legend.add(thumbnail);

// Cria o texto sobre a base da legenda
var panel = ui.Panel({
  widgets: [
    ui.Label(nppVis['min'])
  ],
});

legend.add(panel);

Map.add(legend);

```

## ANEXO B - SCRIPT PARA EXTRAÇÃO DA TEMPERATURA

```

var roi =
ee.FeatureCollection("users/robson/caatinga_border");
var dataset =
ee.ImageCollection("ECMWF/ERA5_LAND/MONTHLY_AGGR");

// -----Criando uma lista dos anos de interesse ---
-----
var startyear = 2000;
var endyear = 2022;
var years = ee.List.sequence(startyear, endyear);
// -----Criando uma lista dos meses -----
-----
var months = ee.List.sequence(1, 12);
// -----Criando um objeto data

var startdate = ee.Date.fromYMD(startyear, 1, 1);
var enddate = ee.Date.fromYMD(endyear, 12, 31);

```

```

// -----Filtrando o conjunto de dados -----
-----
var caatinga = dataset
.filterDate(startdate, enddate)
.filterBounds(roi)
.select('temperature_2m');

// ----- Função para converter a temperatura de °C para
K -----
var scale = function(image){
    var scaled = image.subtract(273.15);
    return scaled.copyProperties(image, ['system:index',
'system:time_start']);
};

var temp_caatinga = caatinga.map(scale);
var temp_mean = temp_caatinga.mean();
print('Temperatura da Caatinga', temp_caatinga);

//-----Função para calcular a temp anual média da série-----
-----
var tempAnnual = function(year) {
    var y = ee.Number(year);
    var ta = temp_caatinga.filter(ee.Filter.calendarRange(y, y,
'year')); // para filtra por mês, abrir outra função aqui para
mês
    var res = ta.mean().rename('temperatura');
    return res.copyProperties(ta.first(), ['system:time_start']);
};

var means = ee.ImageCollection(years.map(tempAnnual));
print('Media', means);

```

```

var temp_means = means.mean();

//----- Mostrando a série de TEMPERATURA -----
-----

var chart_temp_ano = ui.Chart.image.series({
  imageCollection: means,
  region: roi,
  reducer: ee.Reducer.mean(),
  scale: 11000,
})
chart_temp_ano.setOptions({
  title: 'Temperatura para a Caatinga',
  vAxis: {
    title: 'Temperatura (Celsius)'},
  hAxis: {
    title: 'Ano'}
});
print(chart_temp_ano);
var tempVis = {
  bands: ['temperatura'],
  min: 24.0,
  max: 27.0,
  palette:
"#000080", "#0000D9", "#4000FF", "#8000FF", "#0080FF", "#00FFFF",
"#00FF80", "#80FF00", "#DAFF00", "#FFFF00", "#FFF500", "#FFDA00",
"#FFB000", "#FFA400", "#FF4F00", "#FF2500", "#FF0A00", "#FF00FF",
  ]};
Map.centerObject(roi, 5);
Map.addLayer(temp_means.clip(roi), tempVis, 'Temperatura');

```

## ANEXO C - SCRIPT PARA EXTRAÇÃO DA PRECIPITAÇÃO

```

var roi = ee.FeatureCollection("projects/ee-
shayannejosicleide/assets/caatinga_border"),

```

```

dataset = ee.ImageCollection("UCSB-CHG/CHIRPS/DAILY");

//var dataset = ee.ImageCollection("UCSB-CHG/CHIRPS/DAILY");

var startyear = 2000;
var endyear = 2022;
var years = ee.List.sequence(startyear, endyear);

var months = ee.List.sequence(1, 12);

var startdate = ee.Date.fromYMD(startyear, 1, 1);
var enddate = ee.Date.fromYMD(endyear, 12, 31);

var caatinga = dataset
  .filterDate(startdate, enddate)
  .filterBounds(roi)
  .select('precipitation');

var precAnnual = function(year) {
  var y = ee.Number(year);
  var ta = caatinga.filter(ee.Filter.calendarRange(y, y,
'year')); // para filtra por mês, abrir outra função aqui para
mês
  var res = ta.sum().rename('precipitação');
  return res.copyProperties(ta.first(), ['system:time_start']);
};

var means = ee.ImageCollection(years.map(precAnnual));
print('Media', precAnnual);

//----- Mostrando a série de PRECIPITAÇÃO -----
-----

var chart_prec_ano = ui.Chart.image.series({
  imageCollection: means,

```

```

    region: roi,
    reducer: ee.Reducer.mean(),
    scale: 5500,
  })

chart_prec_ano.setOptions({
  title: 'Precipitação para a Caatinga',
  vAxis: {
    title: 'Precipitação (mm)'},
  hAxis: {
    title: 'Ano'}
});

print(chart_prec_ano);

```

**ANEXO D - SCRIPT PARA EXTRAÇÃO DO NDVI**

```

var modis = ee.ImageCollection("MODIS/061/MOD13Q1");
// -----Criando uma lista dos anos de interesse --
-----
var startyear1 = 2001;
var endyear1 = 2001;
var years1 = ee.List.sequence(startyear1, endyear1);
var startyear2 = 2022;
var endyear2 = 2022;
var years2 = ee.List.sequence(startyear2, endyear2);
// -----Criando uma lista dos meses -----
-----
var months = ee.List.sequence(1, 12);
// -----Criando um objeto data
var startdate1 = ee.Date.fromYMD(startyear1, 1, 1);
var enddate1 = ee.Date.fromYMD(endyear1, 12, 31);
var startdate2 = ee.Date.fromYMD(startyear2, 1, 1);

```

```

var enddate2 = ee.Date.fromYMD(endyear2, 12, 31);

// -----Filtrando o conjunto de dados -----
-----

var caat1 = modis
.filterDate(startdate1, enddate1)
.filterBounds(roi)
.select('NDVI');
print('NDVI Caatinga 1P', caat1);
var caat2 = modis
.filterDate(startdate2, enddate2)
.filterBounds(roi)
.select('NDVI');
print('NDVI Caatinga 2P', caat2);
// ----- Função para a escala do NDVI -----
-----

var scale = function(image){
  var scaled = image.multiply(0.0001);
  return scaled.copyProperties(image,
['system:index','system:time_start']);
};
var caat1_scaled = caat1.map(scale);
print('caatinga_scaled 1P', caat1_scaled);
var caat2_scaled = caat2.map(scale);
print('caatinga_scaled 2P', caat2_scaled);
var ndvi1_median = caat1_scaled.median().clip(roi);
print(ndvi1_median);
var ndvi2_median = caat2_scaled.median().clip(roi);
print(ndvi2_median);

// //Calculando os valores médio, min e max para inserir nos
parâmetros de visualização

// var reducers = ee.Reducer.mean().combine({

```

```
//     reducer2: ee.Reducer.min(),
//     sharedInputs: true
// }). combine({
//     reducer2: ee.Reducer.max(),
//     sharedInputs: true
// });
// var stats1 = ndvil_median.reduceRegion({
//     reducer: reducers,
//     geometry: roi,
//     scale: 250,
//     maxPixels:1e11,
//     bestEffort: true
// });
// print('Estatística para 1P do NDVI:', stats1);
// var stats2 = ndvi2_median.reduceRegion({
//     reducer: reducers,
//     geometry: roi,
//     scale: 250,
//     maxPixels:1e11,
//     bestEffort: true
// });
// print('Estatística para 2P do NDVI:', stats2);
//Parâmetros de visualização
var ndviVis = {
  min: 0,
  max: 1.0,
  palette: [
    'FFFFFF', 'CE7E45', 'DF923D', 'F1B555', 'FCD163',
    '99B718',
    '74A901', '66A000', '529400', '3E8601', '207401',
    '056201',
```

```

    '004C00', '023B01', '012E01', '011D01', '011301'
  ]

};

Map.centerObject(roi, 5);

Map.addLayer(ndvi1_median.clip(roi), ndviVis, 'NDVI 1P',
false);

Map.addLayer(ndvi2_median.clip(roi), ndviVis, 'NDVI 2P',
false);

//-----Função para calcular o NDVI mensal da
série-----\\

var monthlyNdvi1 = ee.ImageCollection.fromImages(
  years1.map(function (ano) {
    return months.map(function(mes) {
      var mensal =
caat1_scaled.filter(ee.Filter.calendarRange(ano, ano,
'year'))//filtro por ano
      .filter(ee.Filter.calendarRange(mes, mes,
'month'))//filtro por mes
      .mean()//Pega o valor máx. do mês de todos
os valores da coleção no mês
      .clip(roi);
      return mensal.set('year', ano)//intervalo ano = y
      .set('month', mes)//intervalo mes = m
      //.set('date', ee.Date.fromYMD(ano, mes,
1))//date é a data que vem de y ano, mes m e dia 1
      .set('system:time_start', ee.Date.fromYMD(ano,
mes, 1));
      //.rename('ndvi');
    });
  }).flatten()
);//Empilha as coleções

var monthlyNdvi2 = ee.ImageCollection.fromImages(

```

```

years2.map(function (ano) {
  return months.map(function(mes) {
    var mensal =
caat2_scaled.filter(ee.Filter.calendarRange(ano, ano,
'year'))//filtro por ano
                .filter(ee.Filter.calendarRange(mes, mes,
'month'))//filtro por mes
                .mean();//Pega o valor máx. do mês de todos
os valores da coleção no mês
                .clip(roi);
    return mensal.set('year', ano)//intervalo ano = y
                .set('month', mes)//intervalo mes = m
                //.set('date', ee.Date.fromYMD(ano, mes,
1))//date é a data que vem de y ano, mes m e dia 1
                .set('system:time_start', ee.Date.fromYMD(ano,
mes, 1));
                //.rename('ndvi');
    });
  }).flatten()
);//Empilha as coleções
print('NDVI mensal 1P:', monthlyNdvi1);
print('NDVI mensal 2P:', monthlyNdvi2);
//----- Mostrando a série de NDVI -----
-----
var chart_ndvi1_mes = ui.Chart.image.series({
  imageCollection:monthlyNdvi1,
  region: roi,
  reducer: ee.Reducer.mean(),
  scale: 500,
})
chart_ndvi1_mes.setOptions({
  title: 'Normalized Difference Vegetation Index 1P',
  vAxis: {

```

```

        title: 'NDVI'},
    hAxis: {
        title: 'Year'}
    });
print(chart_ndvi1_mes);
var chart_ndvi2_mes = ui.Chart.image.series({
    imageCollection:monthlyNdvi2,
    region: roi,
    reducer: ee.Reducer.mean(),
    scale: 500,
    })
chart_ndvi2_mes.setOptions({
    title: 'Normalized Difference Vegetation Index 2P',
    vAxis: {
        title: 'NDVI'},
    hAxis: {
        title: 'Year'}
    });
print(chart_ndvi2_mes);
//-----Calculando a diferença entre as
imagens-----
var ndvi_diff = ndvi1_median.subtract(ndvi2_median);
print(ndvi_diff, 'NDVI difference Image 2001 / 2022');
//-----Visualizando a diferença entre as
imagens-----
var dndviParams = {min: -0.3, max: 1, palette: ['DarkGreen',
'green', 'LimeGreen', 'white', 'burlywood', 'brown',
'maroon']};
Map.addLayer(ndvi_diff.clip(roi), dndviParams, 'NDVI diff
Image 2001 / 2022', false);
//-----Classificando a área de estudo-
-----

```

```

// As classes são definidas conforme Francisco et al. (2020),
definindo 8 classes

// classe 0 = Corpos d'água; classe 1 = solo exposto; classe 2
= Muito rala; classe 3 = rala;

// classe 4 = semidensa rala; classe 5 = semidensa; classe 5 =
densa; classe 7 = muito densa

//Classificando o Primeiro período

var thresholds = ee.Image([0, 0.15, 0.225, 0.285, 0.3, 0.5,
0.7, 1.0]); //definindo o limiares

var classified1 =
ndvi1_median.gt(thresholds).reduce('sum').toInt(); //Criando a
imagem classificada

print(classified1, 'Classificação 1P');

//Novos parâmetros de visualização: Os valores agora alcançam
de 0 to 7, um para cada classe

var palette = ['DeepSkyBlue','F0E68C','FFD700','808000',
'98FB98','00FF7F','008000','2E8B57']

var classifiedParams = {min: 0, max: 7, palette:palette};

Map.addLayer(classified1.clip(roi), classifiedParams,
'Classificação 1P', false);

//Classificando o Segundo período

var thresholds = ee.Image([0, 0.15, 0.225, 0.285, 0.3, 0.5,
0.7, 1.0]); //definindo o limiares

var classified2 =
ndvi2_median.gt(thresholds).reduce('sum').toInt(); //Criando a
imagem classificada

print(classified2, 'Classificação 2P');

var palette = ['DeepSkyBlue','F0E68C','FFD700','808000',
'98FB98','00FF7F','008000','2E8B57']

var classifiedParams = {min: 0, max: 7, palette:palette};

Map.addLayer(classified2.clip(roi), classifiedParams,
'Classificação 2P', false);

//-----Cálculo da área por classe-----
-----

//-----Primeiro período-----
-----

```

```

//Primeiro, nós contamos o número de pixels na camada inteira
para referência futura

var allpix1 = classified1.updateMask(classified1); //
mascara a camada inteira

var pixstats1 = allpix1.reduceRegion({

  reducer: ee.Reducer.count(), // conta todos os
pixels em uma única classe

  geometry: roi,

  scale: 250,

  maxPixels: 1e10

});

var allpixels1 = ee.Number(pixstats1.get('sum')); //extrai o
pixel e soma

// Então, queremos criar uma lista vazia para armazenar os
valores

var arealist1 = [];

// Agora, podemos criar uma função para derivar a extensão de
uma classe NDVI

// Os argumentos são class number (cnr) e class name (name)
var areacount1 = function(cnr, name) {

  var singleMask1 =
classified1.updateMask(classified1.eq(cnr)); // mascara uma
única classe

  var stats1 = singleMask1.reduceRegion({

    reducer: ee.Reducer.count(), // conta os
pixels em única classe

    geometry: roi,

    scale: 250,

    maxPixels: 1e10

  });

var pix1 = ee.Number(stats1.get('sum'));

var hect1= pix1.multiply(62500).divide(10000);
// Modis pixel = 250m x 250m --> 62500 sqm

var percl =
pix1.divide(allpixels1).multiply(10000).round().divide(100);

```

```

// obtendo a porcentagem da área por classe e arredondando
para 2 casas decimais

arealist1.push({Class: name, Pixels: pix1, Hectares: hect1,
Percentage: percl});

};

// Crie uma lista que contenha os nomes das classes NDVI (7
classes, variando de [-0,3, 0, 0,1, 0,2, 0,3, 0,4, 1])
var names = ['Água', 'Solo Nu', 'Muito rala', 'Rala',
'Semidensa rala', 'Semidensa',
'Densa', 'Muito densa'];

// execute function for each class
for (var i = 0; i < 8; i++) {
    areacount1(i, names[i]);
}

//Imprima os resultados no Console e examine-os.

print('Área vegetada por classe de NDVI 1P', arealist1, '-->
Click na lista de objetos para classes individuais');

//-----Segundo período-----
-----

//Primeiro, nós contamos o número de pixels na camada inteira
para referência futura

var allpix2 = classified2.updateMask(classified2); //
mascarar toda a camada

var pixstats2 = allpix2.reduceRegion({
    reducer: ee.Reducer.count(), // contando todos
os pixels em uma única classe
    geometry: roi,
    scale: 250,
    maxPixels: 1e10
});

var allpixels2 = ee.Number(pixstats2.get('sum')); // extrair a
contagem de pixels como um número

// Então, queremos criar uma lista vazia para armazenar os
valores de área que iremos calcular

var arealist2 = [];

```

```

// Agora, podemos criar uma função para derivar a extensão de
uma classe NDVI

// The arguments are class number (cnr) and class name (name)
var areacount2 = function(cnr, name) {
  var singleMask2 =
classified2.updateMask(classified2.eq(cnr)); // mask a single
class

  var stats2 = singleMask2.reduceRegion({
    reducer: ee.Reducer.count(), // contando os
pixels em uma única classe
    geometry: roi,
    scale: 250,
    maxPixels: 1e10
  });
var pix2 = ee.Number(stats2.get('sum'));
var hect2= pix2.multiply(62500).divide(10000);
// Modis pixel = 250m x 250m --> 62500 sqm

var perc2 =
pix2.divide(allpixels2).multiply(10000).round().divide(100);
// obtendo a porcentagem da área por classe e arredondando
para 2 casas decimais

arealist2.push({Class: name, Pixels: pix2, Hectares: hect2,
Percentage: perc2});
};

// Crie uma lista que contenha os nomes das classes NDVI (7
classes, variando de [-0,3, 0, 0,1, 0,2, 0,3, 0,4, 1])
var names = ['Água', 'Solo Nu', 'Muito rala', 'Rala',
'Semidensa rala', 'Semidensa',
'Densa', 'Muito densa'];

// Executa a função para cada classe
for (var i = 0; i < 8; i++) {
  areacount2(i, names[i]);
}

//Imprima os resultados no Console e examine-os.

```

```
print('Área vegetada por classe de NDVI 2P', arealist2, '-->
Click na lista de objetos para classes individuais');

// //EXPORTAR:

// //IMAGEM

// Export.image.toDrive({

//   image: npp_mean,//para exportar outras imagens, mudar o
nome da variável e renomear no parênteses ('')

//   description: 'NPP_mean',//nome do arquivo

//   folder: 'GEE',//nome da pasta

//   scale: 500,

//   region: roi

// });

Export.image.toDrive({

image: monthlyNdvi1,//para exportar outras imagens, mudar o
nome da variável e renomear no parênteses ('')

description: 'NDVI mensal 1P',//nome do arquivo

folder: 'GEE',//nome da pasta

scale: 500,

region: roi

});
```