DANIEL HENRIQUE DOS SANTOS

INTERCONEXÕES AMBIENTAIS E CLIMÁTICAS: IMPACTOS DOS INCÊNDIOS FLORESTAIS NA AMAZÔNIA MATOGROSSENSE

ALTA FLORESTA-MT

2024

2 cm	15 cm	7 cm	5 cm
	Daniel Henrique dos Santos	Diss. MESTRADO	PPGBioAgro 2024

1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21

UNIVERSIDADE DO ESTADO DE MATO GROSSO
FACULDADE DE CIÊNCIAS BIOLÓGICAS E AGRÁRIAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM BIODIVERSIDADE E AGROECOSSISTEMAS

DANIEL HENRIQUE DOS SANTOS

INTERCONEXÕES AMBIENTAIS E CLIMÁTICAS: IMPACTOS DOS INCÊNDIOS FLORESTAIS NA AMAZÔNIA MATOGROSSENSE

Dissertação apresentada à Universidade do Estado de Mato Grosso, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Biodiversidade e Agroecossistemas Amazônicos, para a obtenção do título de Mestre em Biodiversidade e Agroecossistemas Amazônicos.

Orientador (a): Prof. Dr. Carlos Antonio da Silva Junior

ALTA FLORESTA-MT

2024

AUTORIZO A DIVULGAÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO, POR QUALQUER MEIO, CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

Walter Clayton de Oliveira CRB 1/2049

SANTOS, Daniel Henrique Dos.
S237i Interconexões Ambientais e Climáticas: Impactos dos Incêndios Florestais na Amazônia Matogrossense / Daniel Henrique dos Santos – Alta Floresta, 2024.
45 f.; 30 cm. (ilustrações) Il. color. (sim)

Trabalho de Conclusão de Curso (Dissertação/Mestrado) – Curso de Pós-graduação Stricto Sensu (Mestrado Acadêmico) Biodiversidade e Agroecossistemas Amazônicos, Faculdade de Ciências Biológicas e Agrárias, Câmpus de Alta Floresta, Universidade do Estado de Mato Grosso, 2024.
Orientador: Carlos Antonio da Silva Junior

1. Análise de Tendências. 2. Sensoriamento Remoto. 3.Danos Ambientais. I. Daniel Henrique dos Santos.
II. Interconexões Ambientais e Climáticas: Impactos dos Incêndios Florestais na Amazônia Matogrossense: .
CDU 528.88

INTERCONEXÕES AMBIENTAIS E CLIMÁTICAS: IMPACTOS DOS INCÊNDIOS FLORESTAIS NA AMAZÔNIA MATOGROSSENSE

DANIEL HENRIQUE DOS SANTOS

Dissertação apresentada à Universidade do Estado de Mato Grosso, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Biodiversidade e Agroecossistemas Amazônicos, para a obtenção do título de Mestre em Biodiversidade e Agroecossistemas Amazônicos.

Aprovada em: dia/mês/ano

_____

Prof. Dr. Carlos Antonio da Silva Junior

Orientador – UNEMAT/ PPGBioAgro

_____

Prof. Dr. Rivanildo Dallacort

UNEMAT

_____

Prof. Dr. Mendelson Guerreiro de Lima

UNEMAT

AGRADECIMENTOS

Agradecimento ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) e a Coordenação de Pesquisa Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES).

SUMÁRIO

LISTA DE TABELAS iv

LISTA DE FIGURAS vi

RESUMO..... viii

ABSTRACT x

1. INTRODUÇÃO..... 01

2. REVISÃO DE LITERATURA..... 03

2.1. IMPACTO AMBIENTAL EM DECORRÊNCIA INCÊNDIOS..... 03

2.1.1 FOCOS DE INCÊNDIOS NOS FRAGMENTOS FLORESTAIS..... 05

2.1.2 IMPACTO NA BIODIVERSIDADE AMAZÔNICA 05

2.2 SENSORIAMENTO REMOTO NO MONITORAMENTO DOS INCÊNDIOS 06

2.2.1 SENSOR MODIS NA DETECÇÃO DE INCÊNDIOS..... 07

2.2.2 ANÁLISE ORBITAL DO IMPACTO DO FOGO (ΔNBR) 08

3. MATERIAL E MÉTODOS..... 09

3.1 ÁREA DE ESTUDO..... 09

3.2 BURNED AREAS AND DNBR 10

3.3 SPI (STANDARDIZED PRECIPITATION INDEX) E RAINFALL..... 12

3.4 VCI (VEGETATION CONDITION INDEX)..... 13

3.5 ANÁLISES ESTATÍSTICAS 13

3.5.1 TESTE DE PETTITT E MANN-KENDALL..... 13

3.5.1 KRIGAGEM POR REGRESSÃO..... 14

4. RESULTADO E DISCUSSÃO 16
4.1. ANÁLISE VISUAL 16
4.2. ESTATÍSTICA DESCRITIVA 26
4.3 TESTE DE CORRELAÇÃO 30
4.4 DISCUSSÃO GERAL 33
5. CONCLUSÕES 36
6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS 37

LISTA DE TABELAS

TABELAS Página

1. Estatística descritiva e comparação de médias 27
2. Estatística de tendências do dNBR por mesorregiões 28
3. Estatística de tendência de Precipitação por mesorregião 28
4. Estatística de tendência de LST por mesorregião 29
5. Estatística de tendência de NDVI por mesorregião 29
6. Estatística de tendência de SPI por mesorregião 30
7. Estatística de tendência de VCI por mesorregião 30
8. Estatística de tendência de toda a região 31

LISTA DE FIGURAS

FIGURAS Página

1. Área de estudo em subdivisões por mesorregiões 10
2. Differenced normalized burn ratio (dNBR) por krigagem para os locais identificados com incêndios em série temporal..... 17
3. Differenced normalized burn ratio (dNBR) para toda a região em série temporal..... 18
4. Precipitação das mesorregiões em série temporal medida em mm..... 20
5. Land Surface Temperature (LST) em série temporal, distribuído pelas mesorregiões, medido em °C. 22
6. Normalized difference vegetation index (NDVI) em série temporal..... 24
7. Standardized precipitation index (SPI) em série temporal 25
8. Representação de 2009, provável ponto de mudança para mesorregião 2 (nordeste)..... 26
9. Gráfico de correlação de Pearson por mesorregião e do total..... 33
10. Análise de variáveis canônica..... 34

LISTA DE SIGLAS (ou de ABREVIATURAS)

ABNT Associação Brasileira de Normas Técnicas

CAPES Coordenação de Pesquisa Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior

CNPq Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico

PPGBioAGRO Programa de Pós-graduação em Biodiversidade e Agroecossistemas Amazônicos

GEE Gases de Efeito Estufa

dNBR delta Normalized Burned Ratio

OLS Sensor optico de paisagem

AVHRR Radiômetro Avançado de Alta Resolução

NOAA National Oceanic and Atmospheric Administration

MODIS Moderated Resolution Imaging Spectroradiometer

MIR Infravermelho médio

TIR Infravermelho termal

NASA National Aeronautics and Space Administration

NIR Infravermelho próximo

SPI Standardized Precipitation Index

FDP Função de densidade de probabilidade

CHIRPS Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data

USGS U.S. Geological Survey

CPC Climate Prediction Center

NCDC National Climatic Data Center

VCI Índice de Condição Vegetal

NDVI Índice de Vegetação por Diferença Normalizada

VI Índice de Vegetação atual

EVI Índice de Vegetação Aprimorado

LST Temperatura da Superfície terrestre

RESUMO

dos SANTOS, Daniel Henrique. M.Sc. Universidade do Estado de Mato Grosso, março de 2024. **Interconexões ambientais e climáticas: uma análise multivariada dos impactos dos incêndios florestais na amazônia matogrossense**. Orientador: Carlos Antonio da Silva Junior.

Os incêndios florestais geram prejuízos ambientais, socioeconômicos, no clima, qualidade do ar e água, econômicos, para saúde humana, queda brusca na biodiversidade e altas emissões de gases de efeito estufa. Este trabalho utilizou-se do sensoriamento remoto para verificar interações entre a severidade do fogo e as demais variáveis climáticas, o comportamento das variáveis por mesorregião e identificação de tendências e prováveis pontos de mudanças. A área de estudo compreendeu o bioma Amazônia no Estado de Mato Grosso, sendo mensurado as variáveis: dNBR (Burned areas and Normalized Burn Ratio), precipitação, LST (Land Surface Temperature), SPI (Standardized Precipitation Index), NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) e VCI (Vegetation Condition Index). Os testes estatísticos usados foram Shapiro-Wilk, Tukey, krigagem por regressão, Mann-Kendall verificando as tendências, Pettitt para analisar os prováveis pontos de mudanças e por fim um teste de variáveis canônicas. Os dados seguiam distribuição normal, apenas o LST possuindo uma diferenciação por médias com destaque para a mesorregião Nordeste como o grupo de maior impacto para temperatura. Em relação à tendência, apenas LST possuiu tendência significativa e seu provável ponto de mudança foi apontado no ano de 2009, demonstrando o início da tendência. O dNBR possuiu correlações positivas com NDVI e VCI e negativa com precipitação e SPI. Pela análise canônica verificamos que a mesorregião norte possuiu influência positiva para as variáveis dNBR e NDVI e negativa para Precipitação, SPI e VCI, já a mesorregião sudoeste possui associação positiva com dNBR e LST e negativa com Precipitação, SPI e VCI. Por fim as mesorregiões nordeste e centro-sul apresentaram associações positivas com Precipitação, SPI, VCI e LST e negativas para dNBR e NDVI. O dNBR apresentou correlações negativa com Precipitação e SPI, coincidindo com a literatura, sugerindo que para a vegetação Amazônica, quanto menor a umidade local, maior será a suscetibilidade de incêndio e sua severidade. O LST possuiu correlação apenas com NDVI,

demonstrando que a temperatura local pode interferir na manutenção das funcionalidades em larga-escala da vegetação, sendo uma das principais preocupações ambientais globais. Pela análise canônica verificamos que a mesorregião norte foi a mais afetada pelas variáveis, com exceção do LST, sendo a região mais próxima da floresta do centro da Amazônia, na qual verificou-se maior impacto do dNBR. Esta região apresentou maior sensibilidade pela fronteira agrícola ali presente, contendo maior frequência e impacto dos incêndios.

Palavras-chave: Análise de tendências, Sensoriamento remoto, Danos ambientais.

ABSTRACT

dos SANTOS, Daniel Henrique. M.Sc. Mato Grosso State University, March 2024**. Environmental and climate interconnections: impacts of forest fires in the Mato Grosso Amazon Environmental and climate interconnections: a multivariate analysis of the impacts of forest fires in the Mato Grosso Amazon**. Advisor: Carlos Antonio da Silva Junior.

Wildfires generate environmental, socioeconomic, climatic, air and water quality, economic, human health, sharp declines in biodiversity, and high greenhouse gas emissions damages. This study utilized remote sensing to verify interactions between fire severity and other climatic variables, the behavior of variables by mesoregion, and identification of trends and probable points of change. The study area comprised the Amazon biome in the state of Mato Grosso, measuring the variables: dNBR (Burned areas and Normalized Burn Ratio), precipitation, LST (Land Surface Temperature), SPI (Standardized Precipitation Index), NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), and VCI (Vegetation Condition Index). The statistical tests used were Shapiro-Wilk, Tukey, regression kriging, Mann-Kendall checking for trends, Pettitt to analyze probable change points, and finally a canonical variable test. The data followed a normal distribution, with only LST showing a differentiation by means, highlighting the Northeast mesoregion as the group with the greatest impact on temperature. Regarding the trend, only LST showed a significant trend, and its probable change point was pointed out in the year 2009, demonstrating the beginning of the trend. dNBR had positive correlations with NDVI and VCI and negative correlations with precipitation and SPI. Through canonical analysis, we verified that the northern mesoregion had a positive influence on the dNBR and NDVI variables and negative for Precipitation, SPI, and VCI, while the southwestern mesoregion had a positive association with dNBR and LST and negative with Precipitation, SPI, and VCI. Finally, the Northeast and South-Central mesoregions presented positive associations with Precipitation, SPI, VCI, and LST and negatives for dNBR and NDVI. dNBR showed negative correlations with Precipitation and SPI, coinciding with the literature, suggesting that for Amazon vegetation, the lower the local humidity,

the higher the susceptibility to fire and its severity. LST only correlated with NDVI, demonstrating that local temperature can interfere with the maintenance of large-scale vegetation functionalities, being one of the main global environmental concerns. Through canonical analysis, we verified that the northern mesoregion was the most affected by the variables, except for LST, being the region closest to the central Amazon Forest, where a greater impact of dNBR was observed. This region showed greater sensitivity due to the agricultural frontier present there, containing a higher frequency and impact of fires.

Keywords: Trend analysis, Remote sensing, Environmental damages.

1. INTRODUÇÃO

A Floresta Amazônica é uma das principais contribuintes para o armazenamento global de carbono, oferecendo serviços ambientais indispensáveis, fauna e flora com uma das maiores biodiversidades presentes do planeta (Alencar *et al.*, 2020; Barlow *et al.*, 2016). Porém o desmatamento ainda é um grande problema na região Amazônica, contendo até mesmo a consolidação de uma fronteira agrícola, para que ocorra essa modificação das áreas florestais para práticas agropecuárias (Aragão; Shimabukuro, 2010; Barlow; Peres, 2008; Carvalho *et al.*, 2019).

As práticas mais comuns para a transformação de áreas de florestas são o corte e queima, que consiste em uma extração seletiva de madeira e posteriormente o incêndio da área (Nepstad *et al.*, 1999), com essa sendo uma ferramenta comum para a remoção da vegetação nativa e estabelecimento de pastos e plantações (Carvalho *et al.*, 2019; Daniel Tang; Yap, 2020; Pivello, 2011). Os incêndios florestais se concentram principalmente em regiões de fronteiras agrícolas (Ribeiro *et al.*, 2021), gerando uma ocorrência de focos de incêndios generalizados. Estudos indicam que para a região Centro-Oeste tem-se uma crescente nos focos de incêndios.

Os incêndios florestais acabam gerando uma série de prejuízos, tanto ambientais como socioeconômicos, no clima, qualidade do ar e da água, danos econômicos, saúde humana, queda brusca na biodiversidade e altas emissões de gases de efeito estufa (GEE) (Alencar et al., 2020; Barlow et al., 2016; Chéret & Denux, 2007; Jolly et al., 2015; Liu et al., 2022; Machado-Silva et al., 2020; Wang et al., 2021). A quantidade estimada de GEE emitida em todos os biomas brasileiros de 1999 à 2018 foi cerca de 8089,17 GT de CO_2 Eq, com o maior contribuinte sendo o bioma amazônico, totalizando 60,71% das emissões (da Silva Junior *et al.*, 2020).

A detecção dos focos de incêndios via satélite vem se mostrando uma alternativa promissora para o monitoramento ambiental e gestão de perigos nos estados brasileiros (de Andrade *et al.*, 2019; Marinho *et al.*, 2021; Mota *et al.*, 2019; Oliveira-Júnior *et al.*, 2020) e ao redor do mundo (Haq *et al.*, 2012; Memon

et al., 2015), sendo possível mensurar variáveis e executar uma análise temporal das áreas com baixo custo.

O trabalho em questão se utiliza do sensoriamento remoto como uma ferramenta de obtenção de informação sobre variáveis climáticas, índices de vegetação e o impacto da severidade do fogo ao longo de uma série temporal para verificar (i) interações entre a severidade do fogo (dNBR) e as demais variáveis climáticas, (ii) comportamento das variáveis estudadas em cada mesorregião, (iii) identificação de tendências e pontos de mudanças.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1. Impacto ambiental em decorrência incêndios

A distribuição dos biomas presentes no globo (desertos, tundras, pradarias, savanas e florestas) é tradicionalmente explicada por meio da temperatura e pela precipitação (Bond & Keeley, 2005). Portanto, a distribuição da vegetação nos biomas mundiais se deve à ação dos regimes do fogo (Krawchuk *et al.*, 2009). Para regiões úmidas a quantidade de combustível não se torna um fator limitante e as atividades de incêndios são determinadas pelas condições climáticas, visto que quanto mais seco e mais quente o local maior a inflamabilidade.

Entre os principais fatores que determinam o comportamento dos incêndios, os mais importantes são a quantidade e qualidade do combustível, sendo que quanto maior a quantidade de combustível maior o potencial de queima do fogo, e longos períodos secos aumentam a inflamabilidade e a probabilidade de incêndios florestais. Os incêndios são frequentemente causados por ação antrópicas, embora alguns incêndios possam ser por causas acidentais, outros por prática de gestão deliberada (fogo prescrito), em que os gestores da terra podem alcançar objetivos específicos, tais como sustentar a diversidade de plantas mantendo uma certa frequência de fogo (Bond & Keeley, 2005).

A diminuição da biomassa sobre o solo após incêndios florestais permite um maior impacto da chuva, que acaba por desprender o material mineral e o disponibiliza para o transporte, e simultaneamente forma crostas mecânicas seladas na superfície do solo, aumentando o escoamento presente (Lu *et al.*, 2016). Em relação ao solo nu, a vegetação (especialmente floresta) pode aumentar o fluxo evaporativo, liberando maior umidade para a atmosfera através da extração de umidade presente no subsolo por meio de raízes das plantas, que as utilizam para a transpiração. Além disso, a cobertura vegetal pode capturar uma maior fração da precipitação que é então re-evaporada de volta para a atmosfera, em comparação com o solo nu que, mantém menos água na superfície antes do escoamento e infiltração (Betts et al., 2008).

Fogo em florestas úmidas pareceu ser algo contraditório até o século passado, pois a ideia de floresta úmidas estarem protegidas contra o fogo vem

caindo por terra, visto as evidências de incêndios devastadores em florestas no norte do Brasil, Ásia e América Central (Peres, 1999). O fogo na Amazônia é uma realidade e está aumentando a intensidade do interesse por seus estudos. Mesmo havendo empecilhos para a aquisição de dados, considera-se também uma aparente não aceitação do risco real de um aumento da vulnerabilidade da Amazônia ao fogo.

O corte seletivo e a queima são consideradas os principais causadores da degradação na floresta amazônica (Nepstad *et al.*, 1999). Diversos estudos mensuraram os impactos das atividades madeireiras e queimadas na diversidade de espécies, teor de carbono e valor econômicos (Cochrane & Schulze, 1998; Gerwing, 2002). A degradação é geralmente separada em classes, tendo como base a sua atividade degradante e a intensidade. Essas atividades incluem a extração seletiva de madeira e queima, já a intensidade é quantificada de acordo com os impactos da estrutura e composição da floresta (Gerwing, 2002).

As queimadas geralmente ocorrem depois que as florestas foram abertas por meio da exploração de madeira, e quase sempre são iniciados por atividades humanas em áreas adjacentes (Pedrinho *et al.*, 2019).Incêndios florestais podem matar mais de 45% das árvores com mais de 20 cm de diâmetro na primeira vez que uma floresta é queimada, diminuindo a cobertura vegetal de 30 a 50% e aumentando a suscetibilidade da floresta à incêndios subsequentes (Cochrane *et al.*, 1999). Dentre isso, espécies pioneiras aumentam em densidade cerca de 689%. Incêndios subsequentes podem matar até 98% das árvores que possuem mais do que 20 cm de diâmetro e deixam apenas 10 a 40% da cobertura vegetal original (Cochrane *et al.*, 1999).

Estudos indicam que a maioria das propriedades do solo, que são alteradas pela queimada, sofrem essa alteração nos primeiros estágios da ocorrência do fogo, sendo essas mudanças imediatas, e possuíram uma variação da evolução do solo dependendo da intensidade do fogo. Sendo analisado as evoluções a longo prazo das propriedades de solo em área não queimada como parâmetro, indicando que a qualidade da matéria orgânica presente no solo foi drasticamente afetada pela ocorrência do fogo, sendo ela o maior variador de dados (Martín et al., 2012).

2.1.1. Focos de incêndios nos fragmentos florestais

Nas últimas décadas, o aumento na agricultura, extração de madeira e crescimento urbano levaram a perdas sem precedentes de florestas tropicais (Houghton, 1994; Lewis et al., 2015), com taxas anuais de desmatamento de cerca de 0,5% desde a década de 1990 (Achard *et al.*, 2014). As taxas de desmatamento diferem entre os continentes, com focos concentrados principalmente na Ásia e no Brasil (Lewis et al., 2015). A redução das áreas florestais é concomitante com a fragmentação, na qual fragmentos florestais são divididos em vários fragmentos menores (Laurance *et al.*, 2011).

Alguns artigos analisaram as estatísticas de área de frequência de incêndios florestais, (Cui & Perera, 2008; Millington et al., 2006), relataram que muitos incêndios florestais continham uma distribuição por meio de potência não cumulativa em diversas ordens de magnitude(Malamud et al., 1998, 2005). Em outras palavras, a distribuição de frequência segue uma lei de potência, com muitos incêndios florestais pequenos, menos médios e poucos grandes. No caso de incêndios florestais, os poucos incêndios grandes representam uma maior parte das áreas queimadas.

Uma das consequências do aumento nos intervalos de retomada do fogo é o aumento da área de floresta que será submetida às queimadas repetitivas, o que por sua vez pode acabar alterando a estrutura e a composição presente na floresta quando comparado com queimadas simples (Barlow; Peres, 2008; Daniel Tang; Yap, 2020). Além disso, a propagação e a intensidade de um incêndio florestal, geralmente, estão associadas aos seguintes fatores ambientais: (1) cobertura vegetal; (2) relevo; (3) condições climáticas; e (4) tipo de combustível (Nepstad *et al.*, 1999).

2.1.2. Impacto na biodiversidade Amazônica

Os incêndios florestais em biomas tropicais úmidas aumentaram em frequência e intensidade (Aragão *et al.*, 2018; De Meira Junior *et al.*, 2020) principalmente devido a interação com práticas agrícolas que dependem de fogo e eventos de forte secas (Aragão *et al.*, 2018; Aragão; Shimabukuro, 2010; Barlow; Peres, 2008).

A diminuição acentuada da biodiversidade por meio de ações antrópicas, que vem seguido de grandes episódios de incêndios florestais, queimadas e

secas extremas acarretando adversidades brutais aos sistemas florestais em escala regional e global, também causando perdas econômicas e um aumento de problemas sociais (Martín et al., 2012).

Em diversos países, tais incêndios proporcionam uma destruição da vegetação, o que acaba favorecendo os processos de erosão, produzindo assim enormes e irreversíveis percas para o solo. No futuro, condições de maiores temperaturas e secas que estão associadas a mudanças climáticas globais, devem aumentar a área afetada por incêndios, portanto, o monitoramento sobre as atividades de incêndios florestais possui uma profunda importância para que possa ocorrer um controle prévio ou poder reduzir os impactos causados. Os impactos no ecossistema onde incêndios foram observados em diversas florestas tropicais distintas (Barlow & Peres, 2006), relatando altas taxas de mortalidade vegetal, sendo ela com uma faixa de 50% (Barlow & Peres, 2004; Cochrane & Schulze, 1998).

Incêndios relativamente pequenos, podem matar uma grande proporção de árvores e biomassa presentes acima do solo (Cochrane *et al.*, 1999) que por sua vez tem um impacto de longo prazo para a biodiversidade florestal (Silveira *et al.*, 2013). Ainda assim, essas mudanças são relativamente baixas, se comparado aos impactos do fogo quando intervalos de retorno de fogo são em décadas, visto que nesse caso as mudanças na composição e na estrutura da floresta, que são resultados do primeiro incêndio tendem a produzir um incêndio mais severo, além da maior disposição de combustível para a segunda queima, a floresta se tornara mais seca pelo aumento de cobertura vegetal ocasionada pela queda de algumas grandes árvores (Cochrane *et al.*, 1999; Ray; Nepstad; Moutinho, 2005).

2.2. Sensoriamento remoto no monitoramento dos incêndios

Diferentes técnicas de sensoriamento remoto foram desenvolvidas e usadas para monitorar incêndios florestais. A primeira aplicação de sensoriamento remoto para mapear incêndios é datado da década de 60 quando scaners infravermelhos foram testados para a detecção de pontos de fogo (Chuvieco & Congalton, 1989). Com o desenvolvimento da série Landsat, diversos projetos começaram a testar a confiabilidade das imagens de satélite

para observações e controle de incêndios florestais e seus históricos (Chuvieco & Congalton, 1988).

A observação de incêndios ativos por meio de satélites é baseada em dois princípios físicos diferentes. Por um lado, o fogo produz luz, portanto, pode ser detectado em satélites de imagem noturna, usando comprimentos de onda visíveis do espectro eletromagnético (Cahoon *et al.*, 1992; Elvidge *et al.*, 2001). Já o segundo efeito decorre das altas temperaturas que são geradas e consequentemente aumentam emissão do espectro de onda que se enquadra na banda do infravermelho médio, sendo os centrados nos 3,7 μm os mais adequados para a detecção de incêndio ativo (De Santis & Chuvieco, 2007).

A detecção de luzes de incêndios possível a partir do sensor óptico de paisagem (OLS) a bordo do programa de Série de defesa de satélites meteorológicos. O espaço e a resolução temporal do OLS são significativamente baixos, mas esse sistema forneceu dados sobre padrões de ocorrência de incêndio através da diferenciação entre luzes estáveis (cidades, centrais elétricas) e luzes dinâmicas (principalmente incêndios (Elvidge *et al.*, 2001).

Um dos sensores mais utilizados é o MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer), gerando uma grande quantidade de produtos que são usados em pesquisas nacionais (Pletsch *et al.*, 2022; Santana, Nickolas Castro *et al.*, 2020) e ao redor do mundo (Gong et al., 2021; Ying et al., 2019) reforçando assim que a utilização do sensoriamento remoto pode ser utilizado para aferir diversos fenômenos como: mudanças climáticas, emissão de CO2, mudança de uso e ocupação do solo, impactos de desastres, desmatamento e incêndios florestais entre diversos outros, em âmbito nacional (Biudes *et al.*, 2022; Luz *et al.*, 2022; Nagel *et al.*, 2023; Santana, Níckolas Castro *et al.*, 2020) e global (dos Santos *et al.*, 2023; Guo *et al.*, 2019; Marcos *et al.*, 2018; Vandansambuu *et al.*, 2023).

2.2.1. Sensor MODIS na detecção de incêndios

Os incêndios florestais ameaçam a segurança humana, o meio ambiente, economia e acarretam mudanças climáticas globais (Martell, 2015), além de modificar a estrutura do ecossistema como um todo e o ciclo de nutrientes (Roy *et al.*, 2008), sendo também um importante causador de emissões de gases de efeito estufa em várias regiões ao redor do globo, afetando a qualidade do ar no local, a química e o clima (Csiszar *et al.*, 2014). Em âmbito global, mais de

200.000 incêndios florestais ocorrem, causando assim uma área queimada de 3,5 a 4,5 milhões de km², que é equivalente a 1/3 a 1/2 da área terrestre da China, Estados Unidos ou Canadá (Meng et al., 2015). Além disso incidentes graves de incêndios florestais têm aumentado em muitas partes do mundo, e uma tendência tão crescente e perigosa elevou comoções públicas. O procedimento de detecção de incêndios florestais se baseia, principalmente, nos espectros de infravermelho médio (MIR), na faixa de 3 a 5 µm e o infravermelho termal (TIR) que se encontra na faixa de 8 a 14 µm, que são canais de imagens de sensoriamento remoto (Calle & Casanova, 2008).

O sensor MODIS está abordo do satélite Terra e Aqua que foram lançados, como parte do Sistema de Observação Terrestre da NASA (National Aeronautics and Space Administration) em 1999 e 2001, respectivamente. MODIS pode monitorar atividades de fogo em âmbito global até quatro observações em 24h. O sensor utiliza um canal de espectro de onda para o fogo, sendo ele 3,9 µm, que é menos influenciado pela energia solar, tendo também alta precisão posicional, alta resolução temporal, alta resolução radiométrica e alta resolução espectral. Adicionalmente, o sensor possui uma gama de produtos para a detecção de incêndio, sendo possível mensurar seu impacto e sua severidade.

2.2.2. Análise orbital do impacto do fogo (ΔNBR)

O termo severidade do fogo nasceu da necessidade de fornecer uma melhor descrição de como a intensidade do fogo afetou os ecossistemas, particularmente após incêndios florestais, onde a informação direta sobre a intensidade do fogo estava ausente e os efeitos são, muitas vezes, mais variados dentro e entre os ecossistemas (Keeley *et al.*, 2009).

A severidade do fogo é uma medida importante na determinação da resiliência da vegetação pós-fogo e sucessão (Johnstone *et al.*, 2005). O índice do dNBR (delta Normalized Burn Ratio) é uma taxa de impacto do fogo mensurado a partir da diferença do NBR pré e pós-fogo. Valores mais altos do dNBR indicam danos mais severos, enquanto áreas com valores negativos podem indicar crescimento de nova vegetação após um incêndio.

Buscam-se imagens orbitais pouco antes dos incêndios e pouco depois, para que fosse excluído o erro do início da regeneração da vegetação, em que a cicatriz de incêndio começa a refletir um sinal mais forte na porção NIR do

espectro, (pois plantas saudáveis refletem fortemente na porção NIR devido às propriedades da clorofila). Além disso, na bacia amazônica em que a taxa de regeneração tende a ser rápida, devido às condições favoráveis das plantas, imagens devem ser coletadas pouco antes e depois do ocorrido, pois nos trópicos as áreas são caracterizadas por um rápido crescimento.

O NBR é obtido a partir das bandas NIR e infravermelho de ondas curtas (SWIR) que proporcionam uma melhor distinção entre as áreas queimadas e não queimadas, assim como um ótimo indicador para a obtenção de informações sobre a variação da severidade do fogo.

3. MATERIAL E MÉTODOS

3.1 ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo compreendeu o bioma Amazônia no Estado de Mato Grosso, localizado entre 09º00' a 18º00'S e 49º00' a 61º00'W (Figura 1). Foram avaliadas as mesorregiões pertencentes ao bioma Amazônia no Estado, abrangendo uma área de aproximadamente 661 mil km² e englobando 4 mesorregiões, Norte, Nordeste, Sudoeste e Centro-Sul, nomeadas de mesorregião 1 a 4 respectivamente.

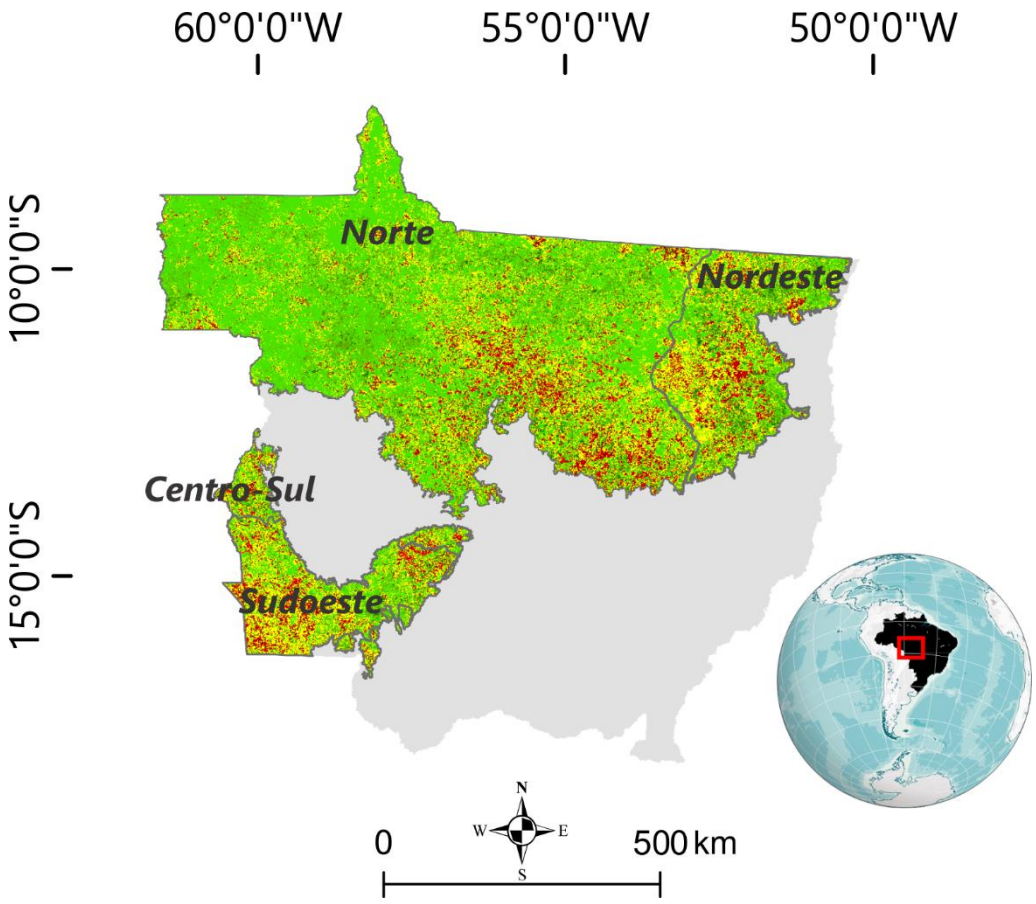

Figura 1: Área de estudo em subdivisões por mesorregiões.

3.2 BURNED AREAS AND DNBR

A detecção de fogo tem sua execução por meio de um algoritmo contextual (Giglio *et al.*, 2003) que explora a alta emissão de radiação infravermelha média gerada pelo fogo (Matson & Dozier, 1981). Utilizou-se o produto gerado pelo sensor MODIS presente no Terra e Aqua, que combinam os dados de queima mensalmente, MCD64A1 versão 6, com grade global de

500 metros contendo dados de área queimada. O algoritmo híbrido aplica os limites dinâmicos as imagens compostas geradas a partir do incide sensível à queima derivado de canais infravermelhos de ondas curtas 5 e 7 do MODIS e uma medida de textura temporal (ou seja, ρ5-ρ7/ρ5+ρ7).

Na sequência, foi calculado o quão foi regenerada as áreas após a queima, a taxa (ou área) de queima normalizada é uma poderosa ferramenta para entender melhor a extensão e a gravidade do incêndio quando usada após o cálculo da diferença entre as condições pré e pós incêndio. Essa diferença é melhor medida usando os dados coletados imediatamente antes do incêndio e imediatamente após o incêndio. A NBR (Normalized Burn Ratio) é menos eficaz se o tempo tiver passado e a regeneração da vegetação começar após o incêndio.

Buscamos imagens orbitais pouco antes dos incêndios e pouco depois, para que fosse excluído o erro do início da regeneração da vegetação, em que a cicatriz de incêndio começa a refletir um sinal mais forte na porção infravermelho próximo (NIR) do espectro, pois plantas saudáveis refletem fortemente na porção NIR devido às propriedades da clorofila.

Para isso, utilizamos as bandas espectrais do produto MOD13Q1 para calcular o PrefireNBR (Março a Maio) e PostfireNBR (Outubro a Novembro), com os comprimentos de onda do NIR (sur_refl_b02) e MIR (sur_refl_b07), entre os anos 2001 a 2022. Em seguida, os dados foram calculados pela diferença entre o Prefire e o Postfire (∆NBR(dNBR)=PrefireNBR-PostfireNBR) e normalizados x100. Como resultante, foram divididas as categorias pela severidade do incêndio, em High sprouting (-500 a -250), Low sprouting (-250 a -100), No burning (-100 a 100), Low modarate severity (100 a 270), moderate (270 a 440), High modarate (440 a 660) e High modarate severity (660 a 1300).

3.3 SPI (STANDARDIZED PRECIPITATION INDEX) E RAINFALL

O SPI foi desenvolvido por McKee *et al*. (1993) (Mckee et al., 1993) e busca quantificar o déficit ou excesso de chuva em diferentes escalas de tempo. O SPI foi calculado na escala anual (SPI-12) para os anos de 2001 a 2022 a fim de identificar eventos de seca na série temporal. A realização do cálculo (SPI) dá-se a partir do acumulado total dos registros de chuva superior a 20 anos que é ajustada a uma função de distribuição de probabilidade, a qual é transformada em uma função normal de distribuição de probabilidade, com isso ajusta-se assim o valor médio do SPI de um determinado local e período a zero.

Para determinação do SPI será utilizado inicialmente o cálculo da distribuição Gama que foi definida pela função de densidade de probabilidade (FDP) dada pela Equação 1:

$$f(x) = \frac{1}{\Gamma(a)\beta^a} x^{a-1} e^{-\frac{x}{\beta}}$$

(Equação 1)

em que, $\alpha > 0$ (α) parâmetro de forma (adimensional); $\beta > 0$ (β) parâmetro de escala (mm); $x > 0$ (x) total de chuva (mm); e Γ (α) Função Gama = $\Gamma(a) = \int_0^\infty x^{a-1} e^{-x} dx$

A partir dos valores de SPI anual, foi classificado segundo McKee *et al*. (1993) (Mckee et al., 1993) os períodos úmidos e secos. Para tanto, foi utilizado um conjunto de dados CHIRPS (Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data) desenvolvido pela U.S. Geological Survey (USGS) e pelo Climate Hazards Group da Universidade da Califórnia, Santa Bárbara. Neste estudo foram utilizados esses produtos devido à falta de dados temporais de estações *in situ* por toda a bacia amazônica e por apresentarem disponibilidade desde 1981 até o presente, com resolução espacial de 0,05° (±5,3 km) e na resolução temporal mensal, pentadal e decadal para todo o globo (Funk *et al.*, 2014). Os dados de chuva também foram adquiridos via CHIRPS para quantificação e aplicação dos testes estatísticos procedentes na escala mensal e anual.

3.4 VCI (VEGETATION CONDITION INDEX)

Este índice foi aplicado na série temporal para mostrar a análise multitemporal do VCI baseado em MODIS (MOD13Q1) para apoiar o monitoramento da seca e o alerta precoce pós incêndio. Kogan (Kogan, 1990) propôs um Índice de Condição de Vegetação (VCI) baseado na mudança relativa do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) em relação ao valor mínimo histórico de NDVI. O VCI, portanto, compara o Índice de Vegetação atual (VI) como NDVI ou Índice de Vegetação Aprimorado (EVI) com os valores observados no mesmo período em anos anteriores dentro de um pixel específico. O VCI é calculado por meio da Equação 2:

$$VCI = \frac{\text{NDVIi} - \text{NDVImin}}{\text{NDVImax} - \text{NDVImin}}\ x\ 100 \qquad \text{(Equação 2)}$$

Em que VCI é o índice em questão; $NDVI_i$ corresponde ao valor do NDVI do ano observado; $NDVI_{min}$ ao valor mínimo histórico; $NDVI_{max}$ ao valor máximo da série histórica.

A percentagem resultante do valor observado situa-se entre os valores extremos (mínimo e máximo) dos anos anteriores. Valores mais baixos e mais altos indicam, portanto, condições de estado de vegetação ruim e bom.

3.5 ANÁLISES ESTATÍSTICAS

Inicialmente, aplicou-se o teste de normalidade de Shapiro-Wilk para verificar a distribuição dos dados das variáveis. Em sequência, o teste de Tukey foi utilizado para comparar as médias de cada variável analisada. Para verificar a tendência das variáveis ao longo da série temporal, foi empregado o teste de Mann-Kendall seguido pelo teste de Pettitt, que identifica o provável ponto de mudança quando a tendência é significativa. Por fim, uma análise de correlações e uma análise de variáveis canônicas foram empregadas para o estudo da associação entre variáveis. Em todos os casos, foi adotado 5% de significância para os testes estatísticos realizados.

3.5.1 TESTE DE PETTITT E MANN-KENDALL

Para identificação de tendências ao longo da série temporal (2001-2022) de cada variável foi utilizado o teste de Pettitt. Este teste não paramétrico permite confirmar a estacionariedade da série histórica, ou seja, excetuando as flutuações aleatórias, as observações são invariantes com relação à cronologia de suas ocorrências. O teste fez uso de duas amostras X1,... Xt e Xt+1,...., XT

que pertencerá a mesma população. A estatística Ut,T faz uma contagem do número de vezes que um membro da 1ª amostra é maior que o membro da 2ª, conforme a Equação 3.

$$U_{t,T} = U_{t-1,T} + \sum_{j=1}^{T} sgn(X_i - X_j) \qquad \text{para } t = 2, ..., T$$

(Equação 3)

Em que, sgn (x) = 1 para x > 0; sgn (x) = 0 para x = 0; sgn (x) = -1 para x < 0.

A estatística $U_{t,T}$ é calculada para os valores de 1 < t < T, e a estatística *k*(t) do teste de Pettitt é dado pela Equação 4.

$$k(t) = MAX_{1 \ll t \ll T} \left| U_{t,T} \right| \qquad \text{(Equação 4)}$$

O teste de Pettitt localiza o ponto em que ocorreu uma mudança brusca na média de uma série temporal e a sua significância foi calculada pela Equação 5.

$$p \cong 2exp\left\{\frac{-6k(t)^2}{(T^3+T^2)}\right\}$$

(Equação 5)

O ponto de mudança brusca é o *t* onde ocorre o máximo de *k*(t). Os valores críticos de *K* são dados pela Equação 6.

$$K_{crit} = \pm\sqrt{\frac{-\ln\left(\frac{p}{2}\right)(T^3+T^2)}{6}} \qquad \text{(Equação 6)}$$

Para analisar a tendência da série temporal das variáveis supracitadas foi aplicado o teste de Mann-Kendall (Kendall, 1975; Mann, 1945) (Equação 7).

$$\mathrm{Z_{mk}} = \frac{\mathrm{S}-1}{\sqrt{\mathrm{Var(S)}}}; \text{quando } \mathrm{S} > 0$$

$$\mathrm{Z_{mk}} = 0; \text{when } \mathrm{S} = 0 \qquad \text{(Equação 7)}$$

$$\mathrm{Z_{mk}} = \frac{\mathrm{S}+1}{\sqrt{\mathrm{Var(S)}}}; \text{quando } \mathrm{S} < 0$$

Em que, Z_{mk} é o índice Z do teste de Mann-Kendall; S é a estatística "score" e Var (S) é a variância do valor estatístico S. Todas as análises foram realizadas no software R utilizando os pacotes "ggplot2", "trend", "ManKendall" e "factoextra".

3.5.2 Krigagem por regressão

Os pontos de localização das amostras foram as ocorrências de focos de incêndios, sendo interpolados no domínio espacial pelo método de krigagem.

Este método pode considerar as variáveis auxiliares nestes pontos de localização para a interpolação dos resultados, o que é restrito no método de krigagem simples (Hengl; Heuvelink; Rossiter, 2007; Mukherjee; Joshi; Garg, 2015). Imagens de sensoriamento remoto, geologia, solo, uso da terra e elevação são considerados como preditores auxiliares comuns (McKenzie; Ryan, 1999).

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 ANÁLISE VISUAL

Pelos dados coletados é possível evidenciar que para o dNBR com os focos registrados e por visão geral da área de estudo (Figuras 2, 3), houve uma maior concentração de focos de incêndio na mesorregião norte, nordeste e sudoeste. Sendo possível identificar uma maior concentração de altos valores de dNBR nos anos, 2010, 2012, 2015 e 2020, indicando uma maior degradação da região. Por outro lado, os anos 2005, 2006 e 2009 possuíram uma menor concentração de altos impactos pelo dNBR, apresentando até mesmo uma recuperação, sendo essa localizada principalmente na região sudoeste (Figura 2 e 3).

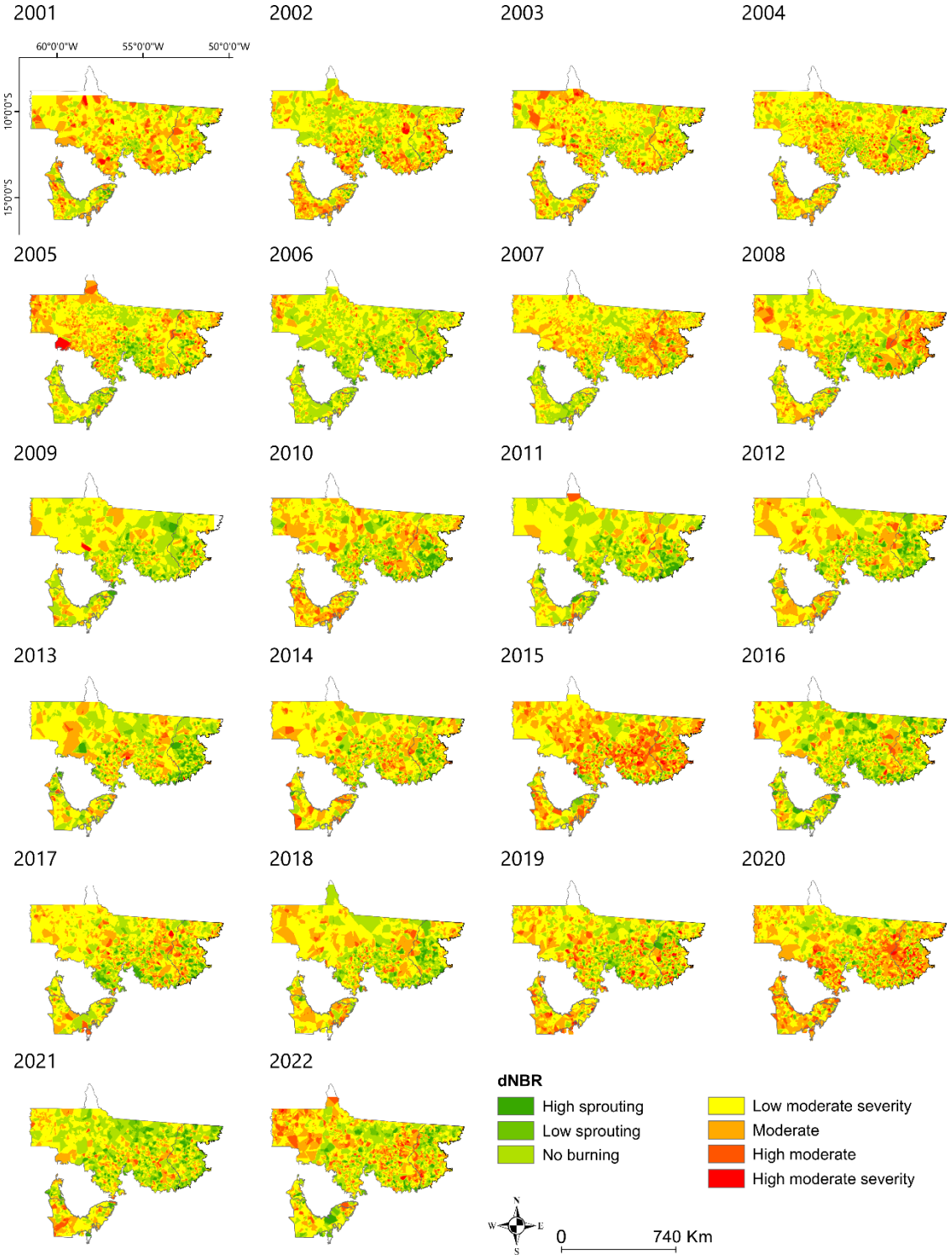

Figura 2: Differenced normalized burn ratio (dNBR) por krigagem para os locais identificados com incêndios em série temporal.

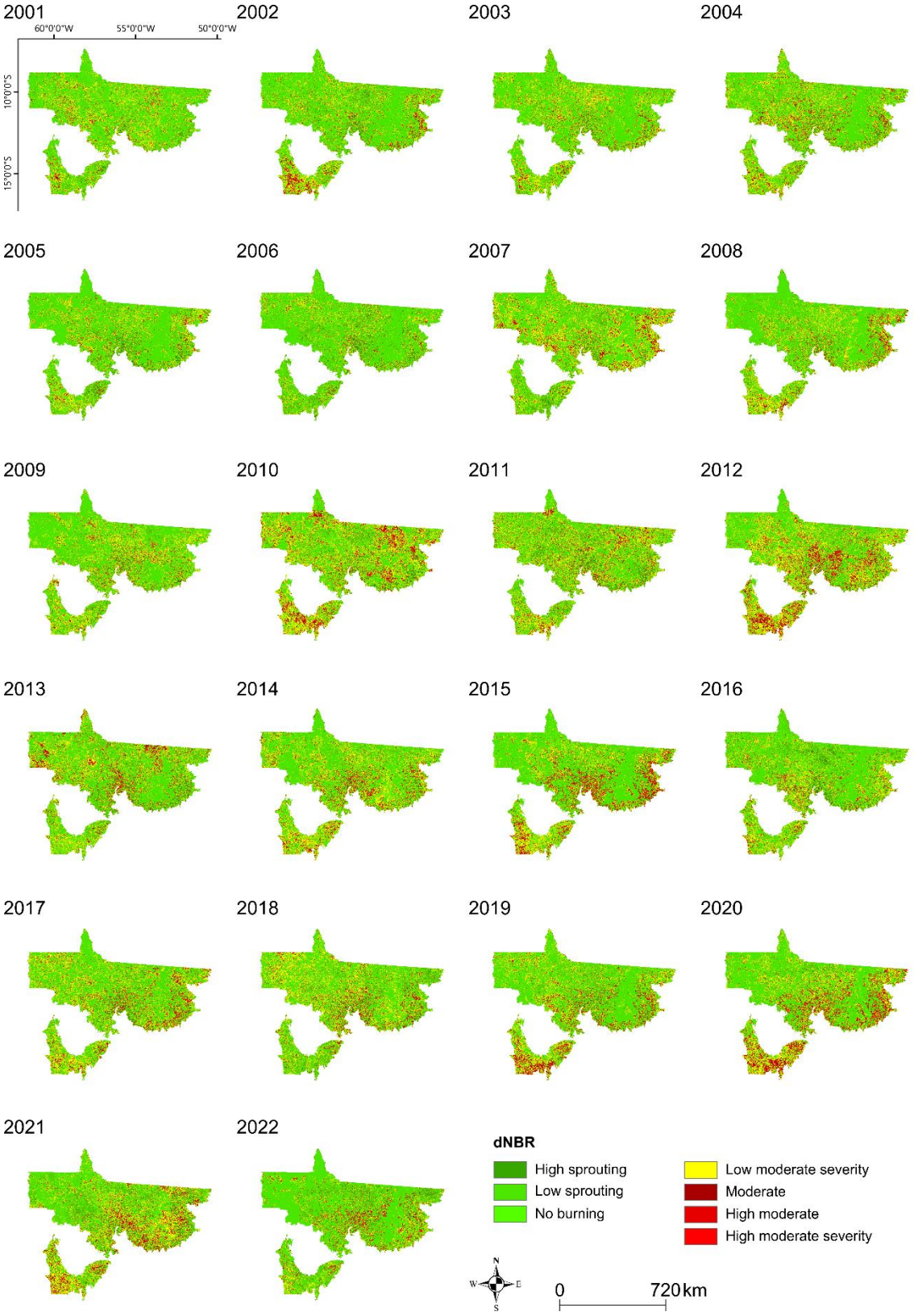

Figura 3: Differenced normalized burn ratio (dNBR) para toda a região em série temporal.

Observa-se que para a precipitação (Figura 4) se apresentou predominante na mesorregião norte em praticamente toda a série temporal, com um destaque presente para os anos de 2013 e 2014. Por outro lado, as mesorregiões sudoeste e nordeste possuem uma menor quantidade de precipitação em toda a série temporal, com destaque para os anos de 2010, 2015 e 2020, com esse último sendo o ano com menor umidade dessa mesorregião. Por fim, alguns anos apresentaram uma concentração de chuvas em pequenas regiões e uma precipitação baixa em todo o resto da área, sendo esses anos 2002 e 2015.

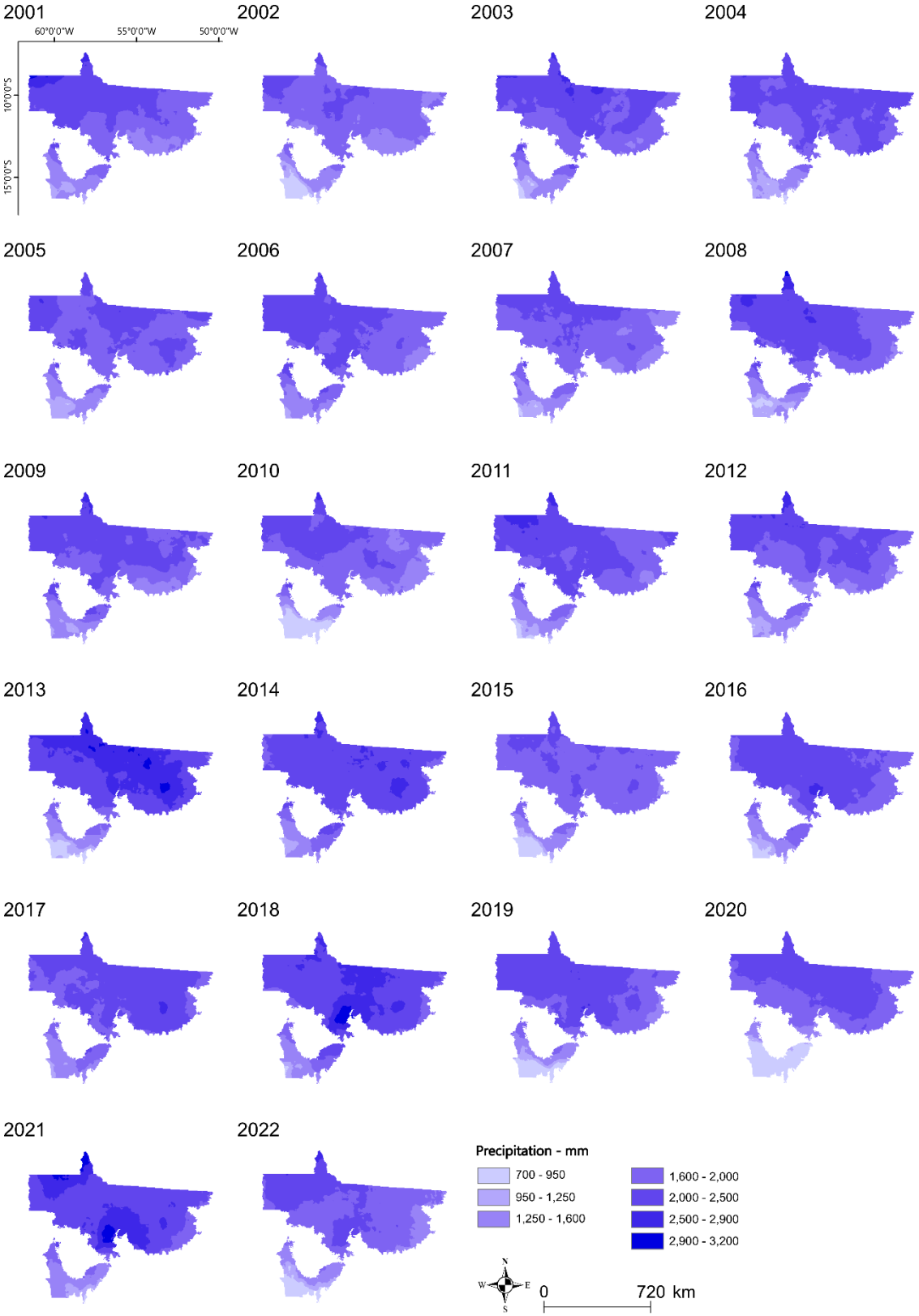

Figura 4: Precipitação das mesorregiões em série temporal medida em mm.

Ao analisar-se variável Land Surface Temperature (LST) (Figura 5) é possível observar uma predominância de maiores temperaturas na mesorregião

nordeste e sudoeste, também podendo verificar sua tendência de crescimento em ambas as regiões ao decorrer da série temporal, com os anos de 2016 e 2020, possuindo destaque para as citadas mesorregiões. Em contrapartida a região noroeste do estado possui uma temperatura menor em toda série temporal com destaque para os anos de 2001, 2007 e 2022. Para toda a área de estudo foi registrado seu provável ponto de mudança no ano de 2009.

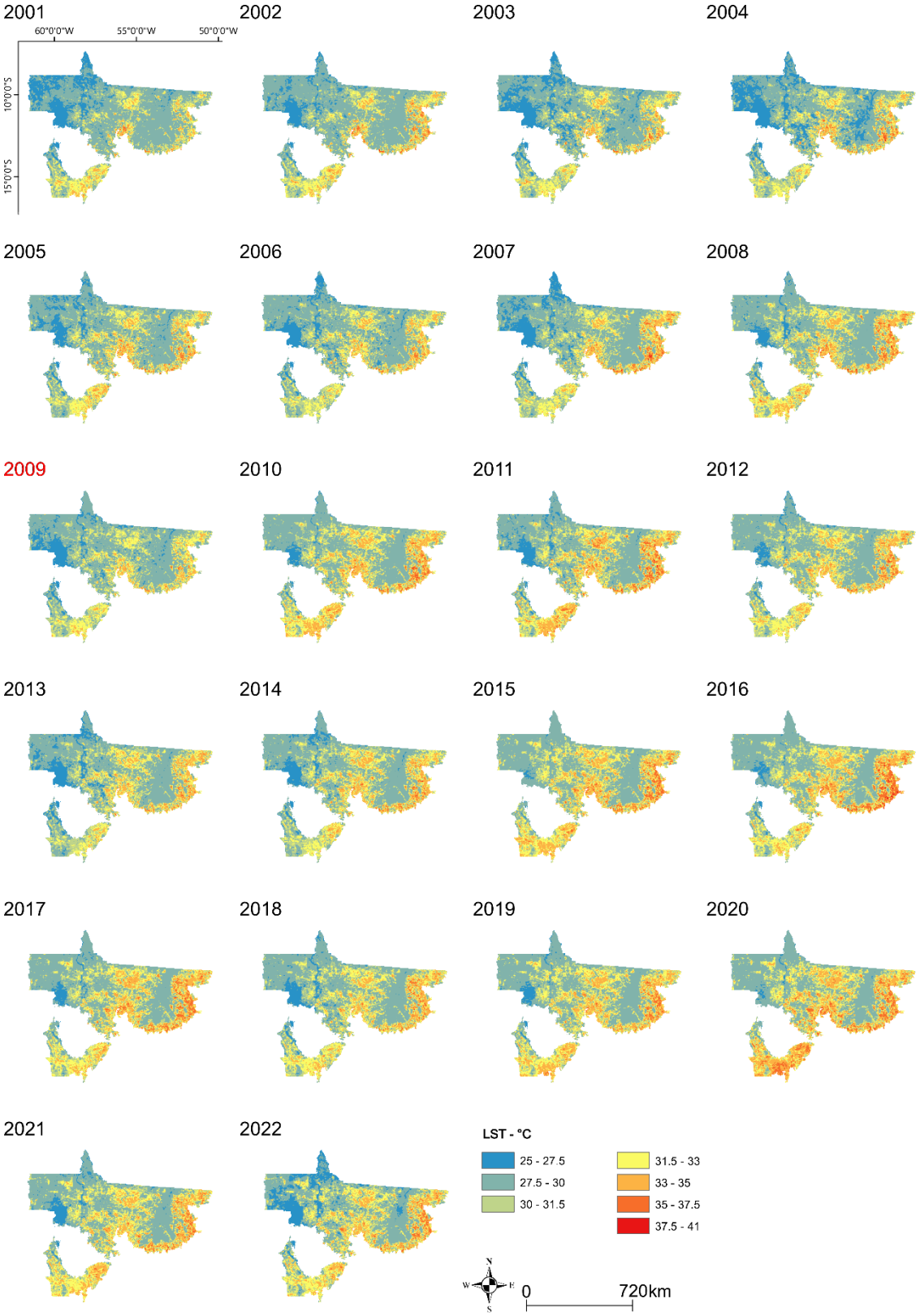

Figura 5: Land Surface Temperature (LST) em série temporal, distribuído pelas mesorregiões, medido em °C.

Com base no mapa o NDVI (Figura 6) apresentou uma queda brusca em todas as mesorregiões em alguns anos, porém com um maior destaque para as mesorregiões norte e sudoeste, como em 2008, 2011 e 2021, por outro lado os anos de 2002 e 2015 apresentam um alto valor de NDVI, com um enfoque na mesorregião norte.

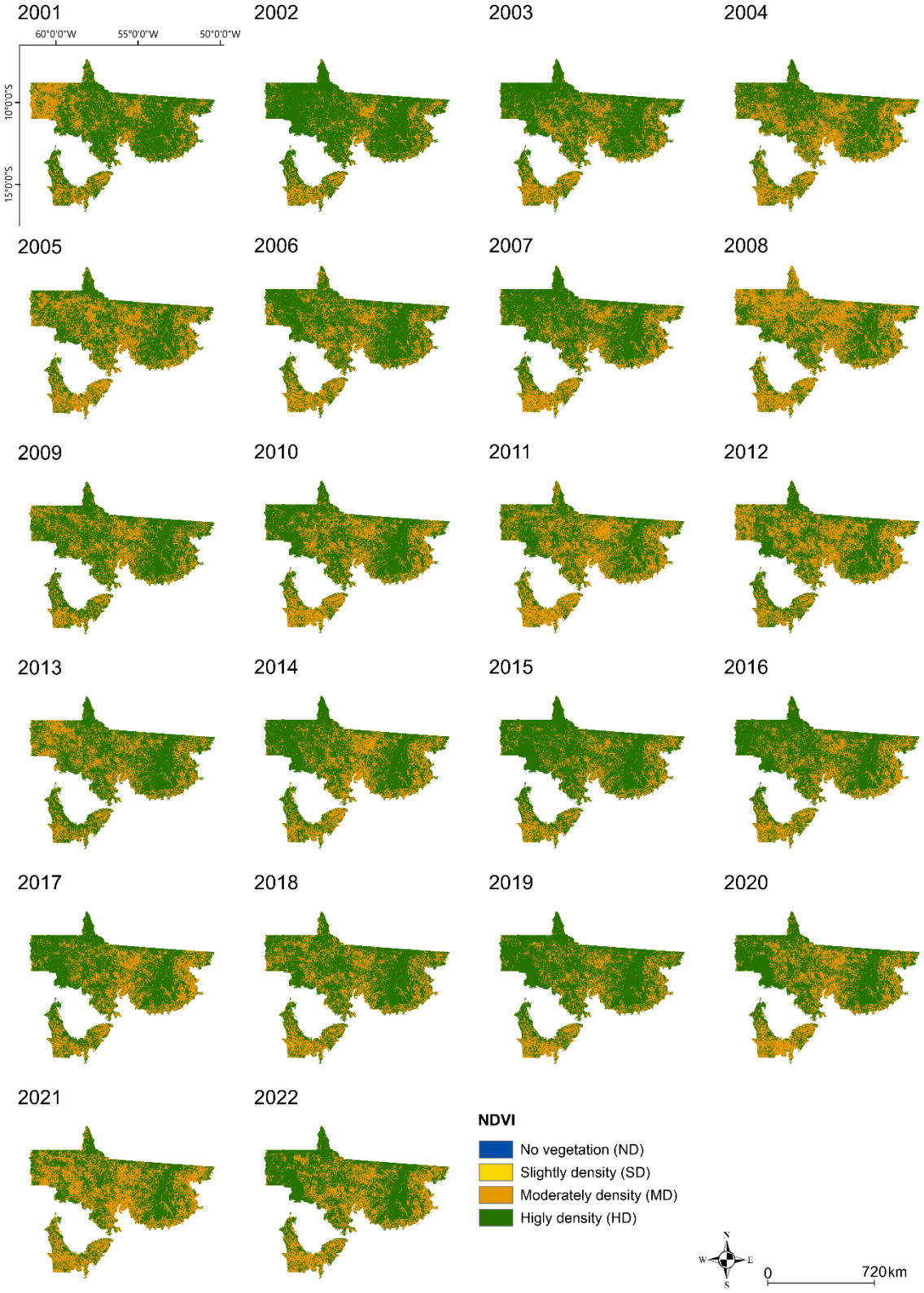

Figura 6: Normalized difference vegetation index (NDVI) em série temporal.

Por fim, observa-se o SPI (Figura 7), verificando assim que alguns anos foram acometidos por secas extremas, como os anos de 2002, com destaque para as mesorregiões norte e nordeste, assim como em 2020 que concentrou a

seca nas mesorregiões sudoeste e centro-sul. Por outro lado, no ano de 2013 houve um período de extrema umidade para as mesorregiões norte e nordeste, já o ano de 2018 apresentou uma distribuição de período úmido mais concentrada na mesorregião centro-sul e 2021 no norte.

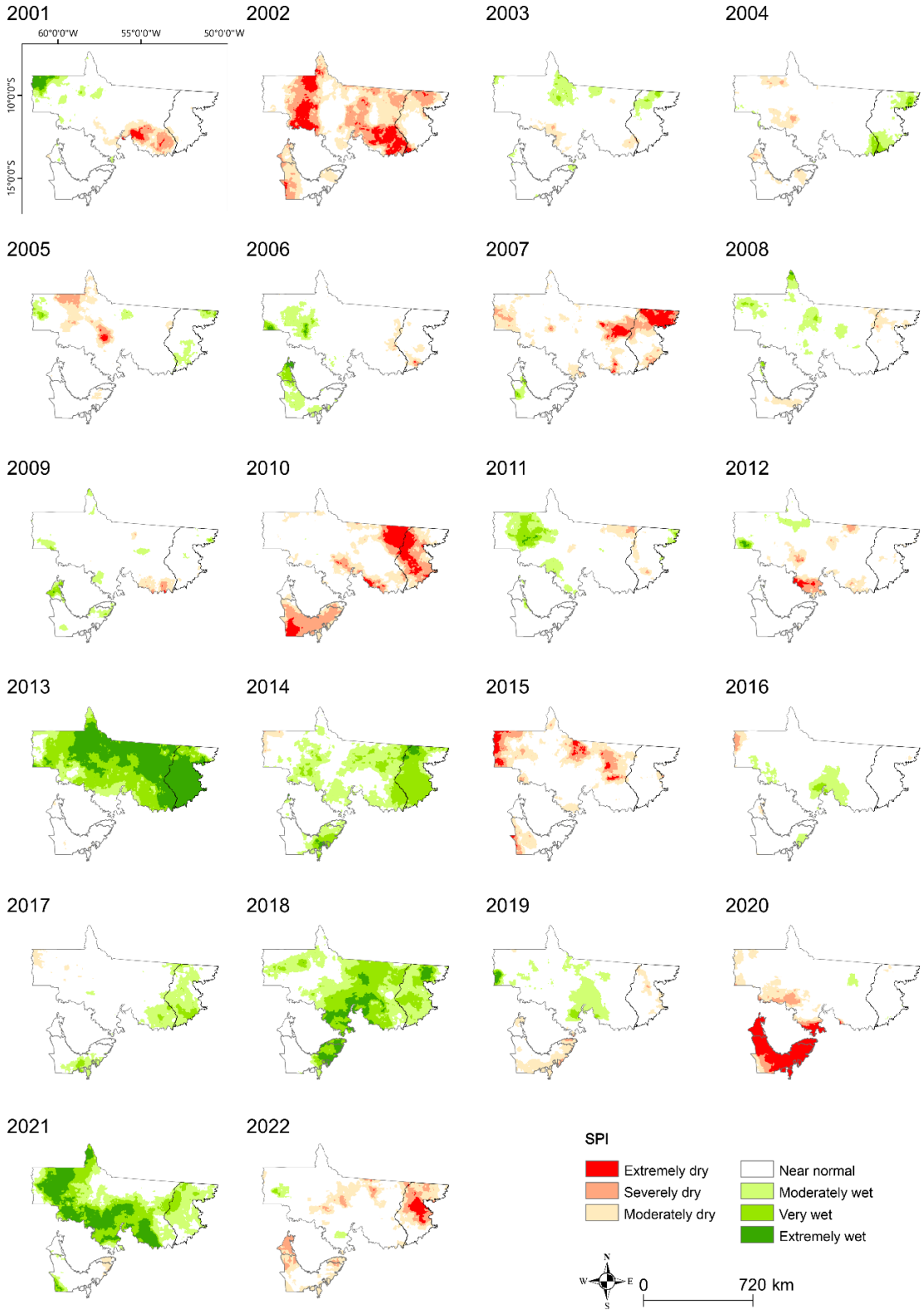

Figura 7: Standardized precipitation index (SPI) em série temporal

Em destaque tem-se o ano 2009, o provável ponto de mudança para a variável LST, possuindo uma distribuição mais expressiva para a mesorregião nordeste, que apresenta uma maior concentração de altos valores de dNBR, na porção sudeste dessa mesorregião, já o norte e o oeste possuem as maiores precipitações. A região leste é evidenciada pela grande quantidade de LST, com uma predominância na região sudeste, assim como o NDVI se mostrou proeminente na região sul e com um maior impacto na região leste. Por fim, o SPI apresentou uma distribuição de umidade para a região nordeste e de seca para a região sul (figura 8).

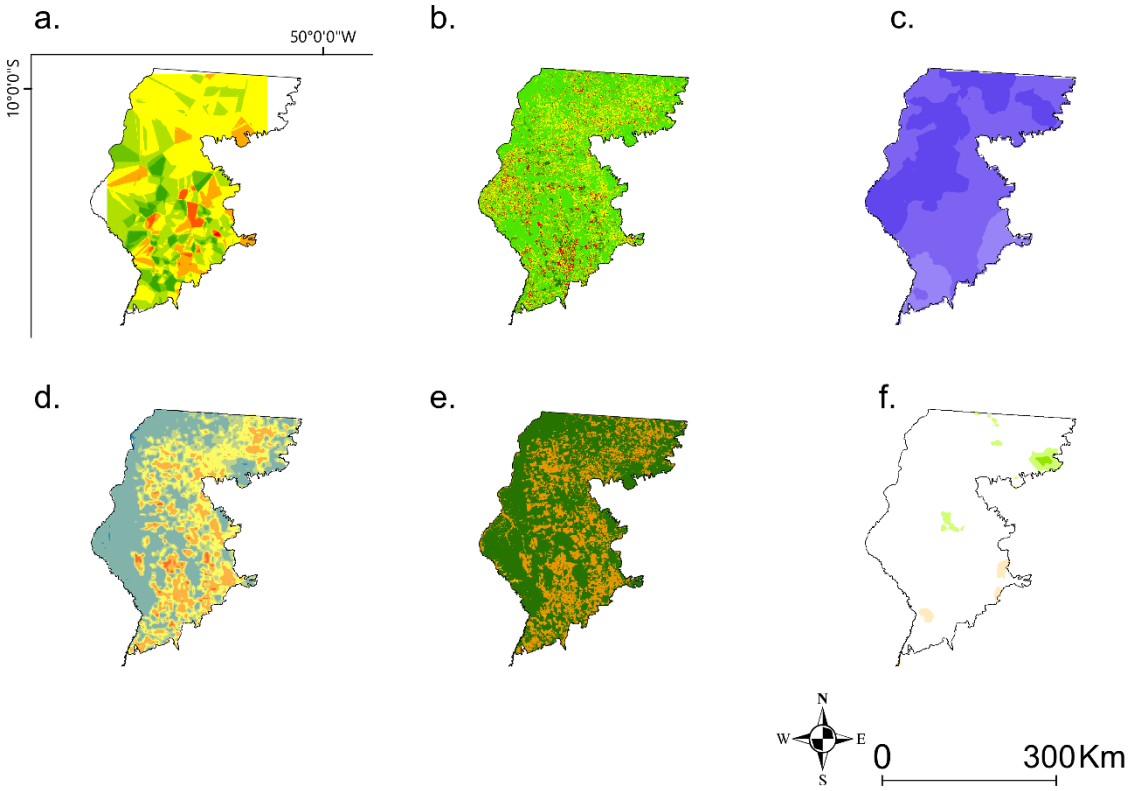

Figura 8: Representação de 2009, provável ponto de mudança para mesorregião 2 (nordeste), a. dNBR por krigage b. dNBR distribuído c. Precipitação d. LST e. NDVI f. SPI.

4.2 ESTATÍSTICA DESCRITIVA

As variáveis, dNBR, Precipitação, LST, NDVI, SPI e VCI para a área de estudo nos anos presentes desse estudo (2001 a 2022), apresentaram distribuição considerada normal pelo teste de Shapiro-Wilk. A partir da análise de normalidade dos dados verificou-se a comparação entre as médias por

mesorregião, utilizando-se do teste de Tukey, tendo apenas a variável LST uma diferenciação significativa por mesorregiões (tabela suplementar 1).

Os comparativos de médias apresentados se mostraram significativos para 2 variáveis, dNBR e LST, contendo a primeira uma diferenciação significativa na comparação entre as médias, porém todas as variáveis se encontraram no mesmo grupo, já para a última tem-se uma discriminação por agrupamentos, sendo três principais grupos, mesorregião A (mesorregião nordeste), B (mesorregião centro-sul) e C (mesorregião sudoeste e norte). Visto uma não significância no comparativo de médias entre a maior parte das variáveis, foi analisado de modo macro, ou seja, toda a região e não uma discriminação por mesorregião. O teste de tendência não paramétrica Mann-Kendall foi aplicado para cada uma das variáveis e mesorregiões e posteriormente para toda a área de estudo. Sendo possível identificar a presença de tendências significantes e a sua inclinação, podendo ser crescente ou decrescente. Sucessivamente ao teste Mann-Kendall, foi executado o teste de Pettitt, utilizado para verificar o provável ponto de mudança na tendência presente nas variáveis (Supplementary table 2 a 8), apenas a variável LST teve tendência significativa, com provável ponto de mudança estando em 2009, sendo mesorregião 1, 2, 3 e 4, norte, nordeste, sudoeste e centro-sul respectivamente.

Tabela Suplementar 1. Estatística descritiva e comparação de médias.

Estatística	dNBR	Precipitação	LST	NDVI	SPI	VCI
CV (%)	12,95	11,48	1,93	3,75	-1124,74	37,13
Shapiro-Wilk	0,074	0,576	0,759	0,108	0,674	0,308
Tukey Valor-p	0,001***	0,3596	0,0116*	0,5268	0,4282	0,7765
Grupos	Todos A	Meso1 A Meso2 B Meso3 e 4 C	Meso2 A Meso4 B Meso3 e 1 C	Meso4 e 1 A Meso3 AB Meso2 B	Todos A	Todos A

Nota: * representa significância ao nível de 5%, ** representa significância ao nível de 1%, *** representa significância ao nível de 0,1%.

Tabela Suplementar 2. Estatística de tendências do dNBR por mesorregiões.

	dNBR			
	Meso 1	Meso 2	Meso 3	Meso 4
Mann-Kendall p-valor	1	0,5237	0,3347	0,8162
Mann-Kendall S-valor	-	-	-	-
Pettitt p-valor	1	0,6081	0,7383	1
Provável ponto de mudança	-	-	-	-

Nota: * representa significância ao nível de 5%, ** representa significância ao nível de 1%, *** representa significância ao nível de 0,1%.

Tabela Suplementar 3. Estatística de tendência de Precipitação por mesorregião.

	Precipitação			
	Meso 1	Meso 2	Meso 3	Meso 4
Mann-Kendall p-valor	0,0804	0,2147	1	0,31
Mann-Kendall S-valor	-	-	-	-
Pettitt p-valor	0,191	0,143	0,466	0,165
Provável ponto de mudança	-	-	-	-

Nota: * representa significância ao nível de 5%, ** representa significância ao nível de 1%, *** representa significância ao nível de 0,1%.

Tabela Suplementar 4. Estatística de tendência de LST por mesorregião.

	LST			
	Meso 1	Meso 2	Meso 3	Meso 4
Mann-Kendall p-valor	0,00088***	0,008035**	0,0279*	0,000014***
Mann-Kendall S-valor	119	95	79	155
Pettitt p-valor	0,0047**	0,06352	0,049*	0,0012***
Provável ponto de mudança	2010	-	2009	2009

Nota: * representa significância ao nível de 5%, ** representa significância ao nível de 1%, *** representa significância ao nível de 0,1%.

Tabela Suplementar 5. Estatística de tendência de NDVI por mesorregião.

	NDVI			
	Meso 1	Meso 2	Meso 3	Meso 4
Mann-Kendall p-valor	0,499	0,735	0,236	0,032*
Mann-Kendall S-valor	-	-	-	-
Pettitt p-valor	0,415	0,738	0,252	0,306
Provável ponto de mudança	-	-	-	-

Nota: * representa significância ao nível de 5%, ** representa significância ao nível de 1%, *** representa significância ao nível de 0,1%.

Tabela Suplementar 6. Estatística de tendência de SPI por mesorregião.

	SPI			
	Meso 1	Meso 2	Meso 3	Meso 4
Mann-Kendall p-valor	0,114	0,310	0,693	0,176
Mann-Kendall S-valor	-	-	-	-
Pettitt p-valor	0,326	0,252	0,578	0,165
Provável ponto de mudança	-	-	-	-

Nota: * representa significância ao nível de 5%, ** representa significância ao nível de 1%, *** representa significância ao nível de 0,1%.

Tabela Suplementar 7. Estatística de tendência de VCI por mesorregião.

	VCI			
	Meso 1	Meso 2	Meso 3	Meso 4
Mann-Kendall p-valor	0,398	0,612	0,215	0,063
Mann-Kendall S-valor	-	-	-	-
Pettitt p-valor	0,326	0,738	0,252	0,369
Provável ponto de mudança	-	-	-	-

Nota: * representa significância ao nível de 5%, ** representa significância ao nível de 1%, *** representa significância ao nível de 0,1%.

Tabela Suplementar 8. Estatística de tendência de toda a região.

Mato-Grosso Amazon						
	dNBR	Precipitation	LST	NDVI	SPI	VCI
Mann-Kendall p-valor	0,888	0,652	0,00047***	0,778	0,822	0,822
Mann-Kendall S-valor	-	-	125	-	-	-
Pettitt p-valor	1	0,995	0,0042**	0,672	1	0,738
Provável ponto de mudança	-	-	2009	-	-	-

Nota: * representa significância ao nível de 5%, ** representa significância ao nível de 1%, *** representa significância ao nível de 0,1%.

4.3 TESTE DE CORRELAÇÃO

O dNBR apresentou correlação com precipitação, NDVI, SPI e VCI para toda a área de estudo, sendo a precipitação e SPI correlações negativas, enquanto as demais citadas são correlações positivas (Figura 9), com destaque para o SPI que tem a maior correlação -0,438, indicando que a seca tem grande impacto em relação à severidade do fogo. Ao analisar por mesorregiões ocorre uma alteração na correlação, com a inclusão da variável LST para a mesorregião sudoeste (Meso3), mantendo a relação positiva e negativa com a representação geral (Figura 9), tendo uma correlação significativa do LST com o SPI para essa mesma mesorregião, indicando assim uma possível influência indireta no impacto dos incêndios florestais a partir da temperatura.

Observando a precipitação, verificamos que possui relação com o SPI e dNBR, sendo positiva e negativa, respectivamente, indicando que maiores precipitações acabam por amenizar os impactos de incêndios florestais. Já ao separar por mesorregião tem-se uma maior correlação para a mesorregião sudoeste, com dNBR, NDVI, SPI e VCI correlacionadas, sendo positiva para apenas o SPI, as demais possuem correlação negativa (Figura 9), evidenciando que, nesta mesorregião, o dNBR possui fortes correlações com a precipitação.

O LST possui correlação apenas com o NDVI, sendo essa negativa, indicando uma relação negativa entre o aumento da temperatura e a manutenção do ambiente. Entretanto ao observar-se por mesorregião, constata-se correlação com Precipitação, NDVI, SPI e VCI para a mesorregião centro-sul (Meso4),

reforçando a ideia de que para essa região a temperatura tem fortes influências negativas para a manutenção ambiental. Já para a mesorregião sudoeste, possui correlação com dNBR e SPI, sendo positiva e negativa respectivamente (Figura 9), indicando uma relação entre a temperatura e a seca e com o impacto do fogo.

Ao analisar o NDVI, observa-se correlação com o dNBR, LST, VCI e SPI, sendo positiva para dNBR e VCI, e negativa para LST e SPI. A mesorregião sudoeste tem um destaque para as correlações dNBR, Precipitação, SPI e VCI, com dNBR e VCI positivos, e os demais negativos (Figura 9), demonstrando que para essa mesorregião uma alta precipitação pode acabar sendo prejudicial para o crescimento da vegetação e que a vegetação local possui alta rebrota, visto que o dNBR não afeta negativamente o NDVI.

Observa-se que o SPI apresenta correlações positivas com a Precipitação e negativas com dNBR, NDVI e VCI, indicando que a severidade do fogo pode causar maior seca e a seca proporciona maior severidade do fogo, gerando assim um ciclo vicioso entra seca e severidade. Ao subdividir por mesorregiões, verifica-se que a mesorregião sudoeste possui um maior destaque, contendo correlações positivas com Precipitação, e negativas com dNBR, LST, NDVI e VCI, reforçando a ideia de que quanto maior a severidade maior é a seca, e evidenciando que para essa mesorregião a temperatura depende diretamente da seca. (Figura 9).

Por fim, tem-se as correlações do VCI, sendo positiva para dNBR e NDVI, por outro lado, negativamente com SPI, podendo indicar que a rebrota nessa vegetação ocorre de maneira acelerada, visto que o impacto do incêndio é atenuado pela alta recuperação do local. Já o SPI tem relação negativa, indicando que em épocas de alta umidade a vegetação acaba por não responder da melhor maneira possível. Para a divisão entre mesorregiões, a sudoeste possui maior predominância para as correlações, sendo positiva para dNBR e NDVI, e negativa para Precipitação e SPI, reforçando o comportamento apresentado pela área de estudo como um todo (Figura 9).

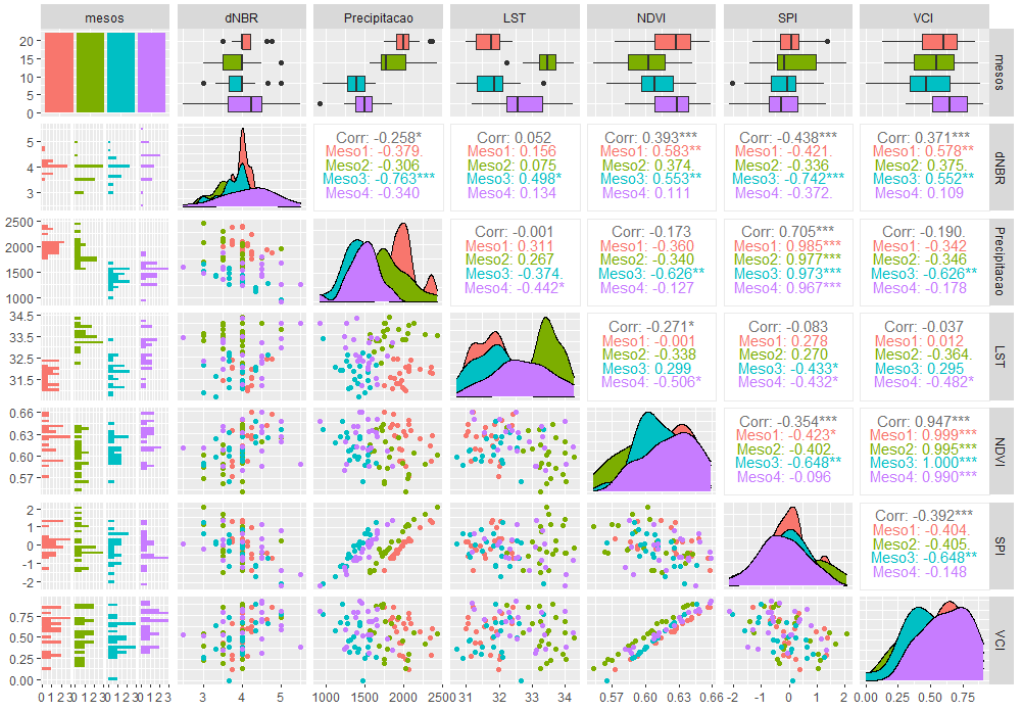

Figura 9 – Gráfico de correlação de Pearson por mesorregião e do total. Obs: * representa significância a nível de 5%, ** representam significância a nível de 1%, *** representam significância a nível de 0,1%.

Pela análise canônica é possível evidenciar as influências de cada variável por mesorregião, evidenciando as mesorregiões norte (Meso1) e sudoeste, que por se encontrarem nos quadrantes superiores demonstram possuir fortes influências pelo dNBR e NDVI, podendo o dNBR ter essa alta relação por conta do desmatamento crescente presente em ambas as mesorregiões (Figura 10). Entretanto, a mesorregião norte, possui influencia também das variáveis Precipitação, SPI e VCI, indicando que essa região possui fortes laços com as variáveis climáticas. Já ao observar as mesorregiões nordeste (Meso2) e centro-sul, por se encontrarem nos quadrantes inferiores, evidenciam-se influências com as variáveis LST, VCI, SPI e precipitação (Figura 10).

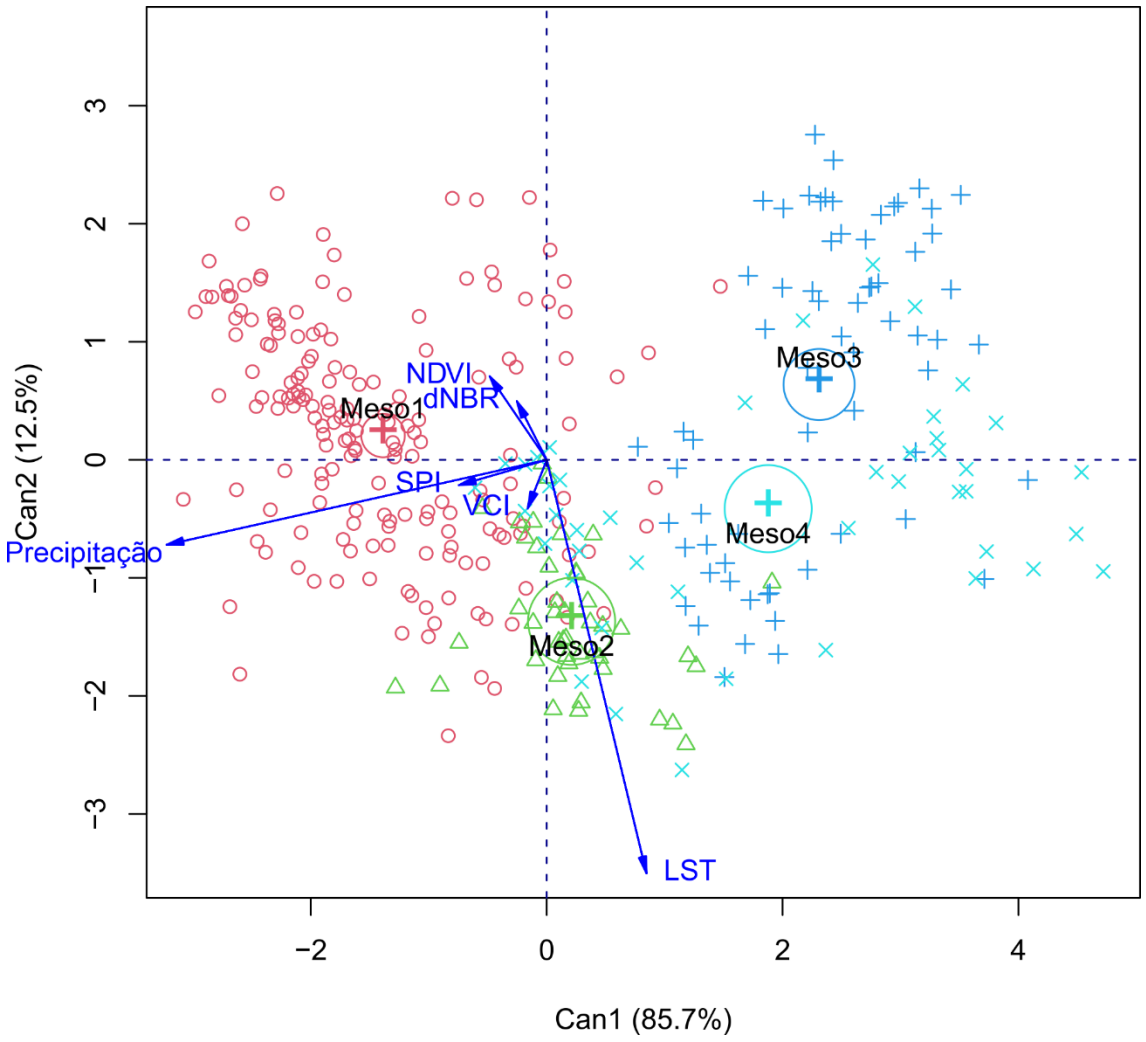

Figura 10 – Análise de variáveis canônica.

4.4 DISCUSSÃO GERAL

A partir dos mapas de dNBR (Figura 2 e 3) é possível constatar uma maior concentração dos impactos presentes nas mesorregiões nordeste e norte, isso se deve, provavelmente, por conta do arco do desmatamento, localizado no Nordeste do estado de Mato Grosso, possuindo uma grande influência nos incêndios florestais (Ribeiro *et al.*, 2021) e por conta da expansão agrícola que está direcionada para a floresta amazônica presente na mesorregião norte (Lourençoni *et al.*, 2021).

A precipitação possui um valor mais expressivo na mesorregião norte (Figura 4), corroborando com trabalhos que evidenciam a influência da vegetação amazônica densa para a precipitação, sendo essa um dos maiores vetores para a precipitação e controle do clima (Davidson *et al.*, 2012; Haghtalab

et al., 2020). Já para o LST tem-se uma predominância na mesorregião nordeste, sendo possível verificar a tendência de crescimento da temperatura, com os eventos climáticos corroborando para um aumento, juntamente com o desmatamento da área (Nobre *et al.*, 2016). Por fim, ao analisar o SPI observa-se anos com seca extrema, 2002 e 2020 e alguns com períodos de umidade extrema como 2013, 2018 e 2021, tendo relação com alterações de uso e ocupação do solo (Silva et al., 2023).

O dNBR possuiu correlações negativas moderadas com Precipitação e SPI evidenciando que para a vegetação Amazônica, quanto menor a umidade no local, maior será a suscetibilidade de incêndio e maior será a severidade do fogo, coincidindo com a literatura (Almeida Silvestrini *et al.*, 2011; Aragão *et al.*, 2008; Ray; Nepstad; Moutinho, 2005; Vilanova *et al.*, 2021). Já o SPI evidenciou uma configuração de seca em série temporal sugerindo que essa seca de anos passados pode influenciar na severidade do fogo e a severidade do fogo na seca.

Com os testes de tendência verificou-se uma crescente significativa para LST, mostrando assim que a temperatura está em uma crescente, tendo seu provável ponto de mudança em 2009, sendo esse ponto de mudança evidenciado uma maior temperatura associado com a região Amazônica para esse ano (Espinoza Villar *et al.*, 2009; Marengo *et al.*, 2012; Zeng *et al.*, 2008). Ao analisar o LST, verificou-se correlação apenas com NDVI, sendo essa correlação negativa, demonstrando assim que a temperatura do local pode interferir na manutenção das funcionalidades em larga-escala da vegetação presente (Fearnside, 2012, 2018), sendo uma das principais preocupações ambientais globais, possuindo uma série de conferencias globais com a finalidade de diminuir a poluição e mitigar essa crescente acelerada (IPCC, 2022).

Pela análise canônica observa-se que a mesorregião norte é a mais afetada pelas variáveis dNBR, precipitação, NDVI, VCI, SPI, apenas a variável LST não possui influência sobre a mesorregião norte, sendo essa a região mais próxima da parte central da floresta Amazônia, na qual possui um maior impacto do dNBR. Essa região contém uma maior sensibilidade devido a fronteira agrícola ali presente, contendo uma maior frequência de incêndios (Aragão; Shimabukuro, 2010; Ribeiro *et al.*, 2021). Essa fronteira é denominada de arco do desmatamento, a qual é um grande vetor para a mudança de uso e ocupação

do solo, ocorrendo uma transformação de floresta nativa para áreas agropecuárias, que por todo o seu processo acaba gerando diversos impacto na região (Barlow *et al.*, 2016; Nepstad *et al.*, 1999; Pivello, 2011).

No âmbito da geopolítica, a região analisada possui fortes laços econômicos a nível nacional (SIDRA. IBGE, 2017) e em relação ao meio ambiente está a nível global (Fearnside, 2012, 2018). A região possui uma elevada volatilidade visto o crescimento do arco do desmatamento, que por ser uma fronteira agrícola acaba sofrendo constantemente com o desmatamento e incêndios florestais (Aragão; Shimabukuro, 2010; Barlow; Peres, 2008). Como práticas mais comuns de desmatamentos, tem-se o corte e queima, que consiste no corte seletivo de algumas espécies madeireiras e a queima do resto (Daniel Tang; Yap, 2020; Nepstad *et al.*, 1999). Essa queima tem um impacto total no país de 8089,17 GT de emissão de carbono entre 1999 e 2018 cerca de 60% desse expressivo valor sendo originado pelo bioma Amazônia (da Silva Junior *et al.*, 2020).

Mesmo as medidas governamentais de preservação ainda não têm sido osuficientes para o controle, existindo até mesmo acordos internacionais, como o tratado de Paris, para a diminuição global da emissão de carbono. Entretanto estudos indicam que será praticamente irreal conseguir atender as demandas aceitas pelo Brasil no acordo (da Silva Junior *et al.*, 2020). Portanto, é de extrema importância a nível nacional e global que sejam executadas leis de preservações ambientais com maior eficácia, visto a importância da área preservada tanto em âmbito ambiental como socioeconômico, podendo até mesmo se tornar um novo mercado futuro de venda de sequestro e estoque de carbono.

5. CONCLUSÕES

A partir do presente estudo verificamos que, em análise da área de estudo como um todo, as principais correlações positivas para o dNBR foi com as variáveis NDVI e VCI. Por outro lado, verificamos correlações negativas com SPI e precipitação. Por fim, apenas a variável LST se mostrou não significativa.

Os resultados indicam que o bioma Amazônia do estado de Mato Grosso possui uma altíssima recuperação, evidenciando que mesmo com os focos de incêndio a flora acaba se recuperando em alta velocidade. Já para a precipitação e o SPI verificamos que a questão de umidade no local é um grande fator para o controle dos impactos dos incêndios florestais. Por fim, ao verificar o LST não temos uma correlação direta significativa com o ambiente macro estudado.

A segunda variável mais importante para esse estudo se mostrou ser o LST que apresentou uma tendência significativa de crescimento, e uma distribuição que mais afetava a mesorregião nordeste do estado, mostrando um perigo de altas temperaturas para essa mesorregião, indicando que o provável ponto de mudança se encontra no ano de 2009. De modo similar, o LST se apresentou na mesorregião norte, possuindo relação direta com a severidade dos focos de incêndios, se tornando mais um agravante para a sua crescente ser algo preocupante em diversos âmbitos, tanto para ambiental quanto para o social, visto os problemas em relação à manutenção ambiental e problemas de saúde para a população. Nenhuma outra variável, dNBR, NDVI, VCI, precipitação, SPI, demonstrou tendencias significativas e nem significância para o comparativo de médias.

Como última análise, a influência dos focos de incêndio nessa região de estudo é profundamente afetada por considerações geopolíticas. Portanto, vê-se de suma importância estudos futuros para uma compreensão mais aprofundada do comportamento das leis de preservação ambiental vigentes na área, as quais podem fornecer esclarecimentos cruciais sobre a eficácia e eficiência das práticas de conservação. Esta investigação poderá não apenas revelar a interseção entre fatores geopolíticos e desastres ambientais, mas também destacar a importância crítica de políticas e regulamentações ambientais para mitigar tais eventos catastróficos.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ACHARD, Frédéric *et al.* Determination of tropical deforestation rates and related carbon losses from 1990 to 2010. **Global Change Biology**, [*s. l.*], v. 20, n. 8, p. 2540–2554, 2014.

ALENCAR, Ane *et al.* Mapping three decades of changes in the brazilian savanna native vegetation using landsat data processed in the google earth engine platform. **Remote Sensing**, [*s. l.*], v. 12, n. 6, 2020.

ALMEIDA SILVESTRINI, Rafaella *et al.* **Simulating fire regimes in the Amazon in response to climate change and deforestationEcological Applications**. [*S. l.: s. n.*], 2011. Disponível em: www.cptec.inpe.br/queimadasi. .

ARAGÃO, Luiz E.O.C. *et al.* 21st Century drought-related fires counteract the decline of Amazon deforestation carbon emissions. **Nature Communications**, [*s. l.*], v. 9, n. 1, 2018.

ARAGÃO, Luiz Eduardo O.C. *et al.* Interactions between rainfall, deforestation and fires during recent years in the Brazilian Amazonia. *In*: , 2008. **Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences**. [*S. l.*]: Royal Society, 2008. p. 1779–1785.

ARAGÃO, Luiz E.O.C.; SHIMABUKURO, Yosio E. The incidence of fire in amazonian forests with implications for REDD. **Science**, [*s. l.*], v. 328, n. 5983, p. 1275–1278, 2010.

BARLOW, Jos *et al.* Anthropogenic disturbance in tropical forests can double biodiversity loss from deforestation. **Nature**, [*s. l.*], v. 535, n. 7610, p. 144–147, 2016.

BARLOW, Jos; PERES, Carlos A. **AVIFAUNAL RESPONSES TO SINGLE AND RECURRENT WILDFIRES IN AMAZONIAN FORESTSEcological Applications**. [*S. l.: s. n.*], 2004. Disponível em: http://www2.ibama.gov.br/proarco/apresentacao.htm. .

BARLOW, Jos; PERES, Carlos A. Effects of single and recurrent wildfires on fruit production and large vertebrate abundance in a central Amazonian forest. **Biodiversity and Conservation**, [*s. l.*], v. 15, n. 3, p. 985–1012, 2006.

BARLOW, Jos; PERES, Carlos A. Fire-mediated dieback and compositional cascade in an Amazonian forest. *In*: , 2008. **Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences**. [*S. l.*]: Royal Society, 2008. p. 1787–1794.

BETTS, Richard; SANDERSON, Michael; WOODWARD, Stephanie. Effects of large-scale Amazon forest degradation on climate and air quality through fluxes

of carbon dioxide, water, energy, mineral dust and isoprene. *In*: , 2008. **Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences**. [*S. l.*]: Royal Society, 2008. p. 1873–1880.

BIUDES, Marcelo Sacardi *et al.* Evapotranspiration Seasonality over Tropical Ecosystems in Mato Grosso, Brazil. **Remote Sensing**, [*s. l.*], v. 14, n. 10, 2022.

BOND, William J.; KEELEY, Jon E. **Fire as a global "herbivore": The ecology and evolution of flammable ecosystems**. [*S. l.: s. n.*], 2005.

CAHOON, Donald R *et al.* Seasonal distribution of African savanna fires. **Nature**, [*s. l.*], v. 359, n. 6398, p. 812–815, 1992. Disponível em: https://doi.org/10.1038/359812a0.

CALLE, A; CASANOVA, J.-L. **Forest fires and remote sensing**. [*S. l.: s. n.*], 2008.

CARVALHO, William D. *et al.* Deforestation control in the Brazilian Amazon: A conservation struggle being lost as agreements and regulations are subverted and bypassed. **Perspectives in Ecology and Conservation**, [*s. l.*], v. 17, n. 3, p. 122–130, 2019.

CHÉRET, Véronique; DENUX, Jean Philippe. Mapping wildfire danger at regional scale with an index model integrating coarse spatial resolution remote sensing data. **Journal of Geophysical Research: Biogeosciences**, [*s. l.*], v. 112, n. 2, 2007.

CHUVIECO, Emilio; CONGALTON, Russell G. **Application of Remote Sensing and Geographic Information Systems to Forest Fire Hazard Mapping**. [*S. l.: s. n.*], 1989.

CHUVIECO, Emilio; CONGALTON, Russell G. Mapping and inventory of forest fires from digital processing of tm data. **Geocarto International**, [*s. l.*], v. 3, n. 4, p. 41–53, 1988.

COCHRANE, Mark A *et al.* Positive Feedbacks in the Fire Dynamic of Closed Canopy Tropical Forests. **Science**, [*s. l.*], v. 284, n. 5421, p. 1832–1835, 1999. Disponível em: https://doi.org/10.1126/science.284.5421.1832.

COCHRANE, Mark A; SCHULZE, Mark D. Forest Fires in the Brazilian Amazon. **Conservation Biology**, [*s. l.*], v. 12, n. 5, p. 948–950, 1998. Disponível em: http://www.jstor.org/stable/2387566.

CSISZAR, Ivan *et al.* Active fires from the suomi NPP visible infrared imaging radiometer suite: Product status and first evaluation results. **Journal of Geophysical Research**, [*s. l.*], v. 119, n. 2, p. 803–816, 2014.

CUI, Wenbin; PERERA, Ajith H. What do we know about forest fire size distribution, and why is this knowledge useful for forest management?. **International Journal of Wildland Fire**, [*s. l.*], v. 17, n. 2, p. 234–244, 2008.

DA SILVA JUNIOR, Carlos Antonio *et al.* Persistent fire foci in all biomes undermine the Paris Agreement in Brazil. **Scientific Reports**, [*s. l.*], v. 10, n. 1, 2020.

DANIEL TANG, Kuok Ho; YAP, Pow-Seng. A Systematic Review of Slash-and-Burn Agriculture as an Obstacle to Future-Proofing Climate Change. *In*: , 2020. **Anais [...]**. [*S. l.: s. n.*], 2020. p. 01–19. Disponível em: http://tiikmpublishing.com/data/conferences/doi/iccc/2513258X.2020.4101.pdf.

DAVIDSON, Eric A. *et al.* **The Amazon basin in transition**. [*S. l.: s. n.*], 2012.

DE ANDRADE, Caio F. *et al.* Fire outbreaks in extreme climate years in the State of Rio de Janeiro, Brazil. **Land Degradation and Development**, [*s. l.*], v. 30, n. 11, p. 1379–1389, 2019.

DE MEIRA JUNIOR, Milton Serpa *et al.* The impact of long dry periods on the aboveground biomass in a tropical forests: 20 years of monitoring. **Carbon Balance and Management**, [*s. l.*], v. 15, n. 1, 2020.

DE SANTIS, Angela; CHUVIECO, Emilio. Burn severity estimation from remotely sensed data: Performance of simulation versus empirical models. **Remote Sensing of Environment**, [*s. l.*], v. 108, n. 4, p. 422–435, 2007.

DOS SANTOS, Sarah Moura Batista *et al.* Remote Sensing Applications for Mapping Large Wildfires Based on Machine Learning and Time Series in Northwestern Portugal. **Fire**, [*s. l.*], v. 6, n. 2, 2023.

ELVIDGE, Christopher D *et al.* **Night-time lights of the world: 1994-1995**. [*S. l.: s. n.*], 2001. Disponível em: http://www.dmsp.ngdc.noaa.gov. .

ESPINOZA VILLAR, Jhan Carlo *et al.* Contrasting regional discharge evolutions in the Amazon basin (1974-2004). **Journal of Hydrology**, [*s. l.*], v. 375, n. 3–4, p. 297–311, 2009.

FEARNSIDE, Philip M. Brazil's Amazon forest in mitigating global warming: Unresolved controversies. **Climate Policy**, [*s. l.*], v. 12, n. 1, p. 70–81, 2012.

FEARNSIDE, Philip M. Brazil's Amazonian forest carbon: the key to Southern Amazonia's significance for global climate. **Regional Environmental Change**, [*s. l.*], v. 18, n. 1, p. 47–61, 2018.

FUNK, Chris C *et al.* **A quasi-global precipitation time series for drought monitoringData Series**. Reston, VA: [*s. n.*], 2014. Disponível em: http://pubs.er.usgs.gov/publication/ds832. .

GERWING, Jeffrey J. Degradation of forests through logging and fire in the eastern Brazilian Amazon. **Forest Ecology and Management**, [*s. l.*], v. 157, n. 1, p. 131–141, 2002. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378112700006447.

GIGLIO, Louis *et al.* An enhanced contextual fire detection algorithm for MODIS. **Remote Sensing of Environment**, [*s. l.*], v. 87, n. 2–3, p. 273–282, 2003.

GONG, Adu; LI, Jing; CHEN, Yanling. A spatio-temporal brightness temperature prediction method for forest fire detection with modis data: A case study in san diego. **Remote Sensing**, [*s. l.*], v. 13, n. 15, 2021.

GUO, Meng *et al.* Estimation of CO2 emissions from Wildfires using OCO-2 data. **Atmosphere**, [*s. l.*], v. 10, n. 10, 2019.

HAGHTALAB, Nafiseh *et al.* Evaluating spatial patterns in precipitation trends across the Amazon basin driven by land cover and global scale forcings. **Theoretical and Applied Climatology**, [*s. l.*], v. 140, n. 1–2, p. 411–427, 2020.

HAQ, Mateeul *et al.* Techniques of Remote Sensing and GIS for flood monitoring and damage assessment: A case study of Sindh province, Pakistan. **Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science**, [*s. l.*], v. 15, n. 2, p. 135–141, 2012.

HENGL, Tomislav; HEUVELINK, Gerard B.M.; ROSSITER, David G. About regression-kriging: From equations to case studies. **Computers & Geosciences**, [*s. l.*], v. 33, n. 10, p. 1301–1315, 2007. Disponível em: Acesso em: 2 jan. 2024.

HOUGHTON, R A. **The Worldwide Extent of Land-Use Change**. [*S. l.: s. n.*], 1994.

IPCC. **Global Warming of 1.5°C**. [*S. l.*]: Cambridge University Press, 2022.

JOHNSTONE, J *et al.* Variations in fire severity and frequency as a driver of changes in succession and long-term patterns of carbon storage in Alaskan boreal forests. *In*: , 2005. **AGU Fall Meeting Abstracts**. [*S. l.: s. n.*], 2005. p. B41D-0220.

JOLLY, W. Matt *et al.* Climate-induced variations in global wildfire danger from 1979 to 2013. **Nature Communications**, [*s. l.*], v. 6, 2015.

KEELEY, Jon E *et al.* **The 2007 Southern California Wildfires: Lessons in Complexity**. [*S. l.: s. n.*], 2009. Disponível em: https://academic.oup.com/jof/article/107/6/287/4598876. .

KENDALL, K. Thin-film peeling-the elastic term. **Journal of Physics D: Applied Physics**, [*s. l.*], v. 8, n. 13, p. 1449–1452, 1975. Disponível em: http://dx.doi.org/10.1088/0022-3727/8/13/005.

KOGAN, F. N. Remote sensing of weather impacts on vegetation in non-homogeneous areas. **International Journal of Remote Sensing**, [*s. l.*], v. 11, n. 8, p. 1405–1419, 1990.

KRAWCHUK, Meg A. *et al.* Global pyrogeography: The current and future distribution of wildfire. **PLoS ONE**, [*s. l.*], v. 4, n. 4, 2009.

LAURANCE, William F. *et al.* **The fate of Amazonian forest fragments: A 32-year investigation**. [*S. l.: s. n.*], 2011.

LEWIS, Simon L; EDWARDS, David P; GALBRAITH, David. **Increasing human dominance of tropical forests**. [*S. l.: s. n.*], 2015.

LIU, Sen *et al.* The Distribution Characteristics and Human Health Risks of High- Fluorine Groundwater in Coastal Plain: A Case Study in Southern Laizhou Bay, China. **Frontiers in Environmental Science**, [*s. l.*], v. 10, 2022.

LOURENÇONI, Thais *et al.* Advance of soy commodity in the southern Amazonia with deforestation via PRODES and ImazonGeo: a moratorium-based approach. **Scientific Reports**, [*s. l.*], v. 11, n. 1, 2021.

LU, Jia *et al.* The effects of raindrop impact and runoff detachment on hillslope soil erosion and soil aggregate loss in the Mollisol region of Northeast China. **Soil and Tillage Research**, [*s. l.*], v. 161, p. 79–85, 2016.

LUZ, Andréa Eliza O. *et al.* Mapping Fire Susceptibility in the Brazilian Amazon Forests Using Multitemporal Remote Sensing and Time-Varying Unsupervised Anomaly Detection. **Remote Sensing**, [*s. l.*], v. 14, n. 10, 2022.

MACHADO-SILVA, Fausto *et al.* Drought and fires influence the respiratory diseases hospitalizations in the Amazon. **Ecological Indicators**, [*s. l.*], v. 109, 2020.

MALAMUD, Bruce D; MILLINGTON, James D A; PERRY, George L W. **Characterizing wildfire regimes in the United States**. [*S. l.: s. n.*], 2005. Disponível em: www.pnas.orgcgidoi10.1073pnas.0500880102. .

MALAMUD, Bruce D; MOREIN, Gleb; TURCOTTE, Donald L. Forest Fires: An Example of Self-Organized Critical Behavior. **Science**, [*s. l.*], v. 281, n. 5384, p. 1840–1842, 1998. Disponível em: https://doi.org/10.1126/science.281.5384.1840.

MANN, Henry B. **NONPARAMETRIC TESTS AGAINST TREND1**. [*S. l.: s. n.*], 1945.

MARCOS, Elena *et al.* Evaluation of Composite Burn Index and Land Surface Temperature for assessing soil burn severity in mediterranean fire-prone pine ecosystems. **Forests**, [*s. l.*], v. 9, n. 8, 2018.

MARENGO, Jose Antonio *et al.* Extreme climatic events in the Amazon basin. **Theoretical and Applied Climatology**, [*s. l.*], v. 107, n. 1–2, p. 73–85, 2012.

MARINHO, Ana Aguiar Real *et al.* Temporal record and spatial distribution of fire foci in State of Minas Gerais, Brazil. **Journal of Environmental Management**, [*s. l.*], v. 280, 2021.

MARTELL, David L. **A review of recent forest and wildland fire management decision support systems research**. [*S. l.*]: Springer International Publishing, 2015.

MARTÍN, A.; DÍAZ-RAVIÑA, M.; CARBALLAS, T. Short- and medium-term evolution of soil properties in Atlantic forest ecosystems affected by wildfires. **Land Degradation and Development**, [*s. l.*], v. 23, n. 5, p. 427–439, 2012.

MATSON, Michael; DOZIER, Jeff. Identification of Subresolution High Temperature Sources Using a Thermal IR Sensor. *In*: , 1981. **Anais [...]**. [*S. l.: s. n.*], 1981.

MCKEE, Thomas B; DOESKEN, Nolan J; KLEIST, John. **THE RELATIONSHIP OF DROUGHT FREQUENCY AND DURATION TO TIME SCALESEighth Conference on Applied Climatology**. [*S. l.: s. n.*], 1993.

MCKENZIE, Neil J.; RYAN, Philip J. Spatial prediction of soil properties using environmental correlation. **Geoderma**, [*s. l.*], v. 89, n. 1–2, p. 67–94, 1999. Disponível em: Acesso em: 2 jan. 2024.

MEMON, Akhtar Ali *et al.* Flood monitoring and damage assessment using water indices: A case study of Pakistan flood-2012. **Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science**, [*s. l.*], v. 18, n. 1, p. 99–106, 2015.

MENG, Yongchang; DENG, Ying; SHI, Peijun. Mapping Forest Wildfire Risk of the World. *In*: SHI, Peijun; KASPERSON, Roger (org.). **World Atlas of Natural Disaster Risk**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2015. p. 261–275. Disponível em: https://doi.org/10.1007/978-3-662-45430-5_14.

MILLINGTON, James D A; PERRY, George L W; MALAMUD, Bruce D. **Models, data and mechanisms: quantifying wildfire regimesReed & McKelvey**. [*S. l.: s. n.*], 2006. Disponível em: http://sp.lyellcollection.org/Downloadedfrom. .

MOTA, Pedro Henrique Santos *et al.* Forest fire hazard zoning in Mato Grosso State, Brazil. **Land Use Policy**, [*s. l.*], v. 88, 2019.

MUKHERJEE, Sandip; JOSHI, Pawan Kumar; GARG, Rahul Dev. Regression-Kriging Technique to Downscale Satellite-Derived Land Surface Temperature in Heterogeneous Agricultural Landscape. **IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, [*s. l.*], v. 8, n. 3, p. 1245–1250, 2015.

NAGEL, Gustavo Willy *et al.* Fire Impacts on Water Resources: A Remote Sensing Methodological Proposal for the Brazilian Cerrado. **Fire**, [*s. l.*], v. 6, n. 5, 2023.

NEPSTAD, Daniel C *et al.* Large-scale impoverishment of Amazonian forests by logging and fire. **Nature**, [*s. l.*], v. 398, n. 6727, p. 505–508, 1999. Disponível em: https://doi.org/10.1038/19066.

NOBRE, Carlos A. *et al.* Land-use and climate change risks in the amazon and the need of a novel sustainable development paradigm. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America**, [*s. l.*], v. 113, n. 39, p. 10759–10768, 2016.

OLIVEIRA-JÚNIOR, José Francisco de *et al.* Fire foci related to rainfall and biomes of the state of Mato Grosso do Sul, Brazil. **Agricultural and Forest Meteorology**, [*s. l.*], v. 282–283, 2020.

PEDRINHO, Alexandre *et al.* Forest-to-pasture conversion and recovery based on assessment of microbial communities in Eastern Amazon rainforest. **FEMS Microbiology Ecology**, [*s. l.*], v. 95, n. 3, 2019.

PERES, Carlos A. **Ground fires as agents of mortality in a Central Amazonian forestJournal of Tropical Ecology**. [*S. l.: s. n.*], 1999.

PIVELLO, Vânia R. The use of fire in the cerrado and Amazonian rainforests of Brazil: Past and present. **Fire Ecology**, [*s. l.*], v. 7, n. 1, p. 24–39, 2011.

PLETSCH, Mikhaela A.J.S. *et al.* Near Real-Time Fire Detection and Monitoring in the MATOPIBA Region, Brazil. **Remote Sensing**, [*s. l.*], v. 14, n. 13, 2022.

RAY, David; NEPSTAD, Daniel; MOUTINHO, Paulo. **Micrometeorological and canopy controls of fire susceptibility in a forested amazon landscapeEcological Applications**. [*S. l.: s. n.*], 2005.

RIBEIRO, Thais Marcolino *et al.* Fire foci assessment in the Western Amazon (2000–2015). **Environment, Development and Sustainability**, [*s. l.*], v. 23, n. 2, p. 1485–1498, 2021. Disponível em: https://doi.org/10.1007/s10668-020-00632-1.

ROY, D. P. *et al.* The collection 5 MODIS burned area product - Global evaluation by comparison with the MODIS active fire product. **Remote Sensing of Environment**, [*s. l.*], v. 112, n. 9, p. 3690–3707, 2008.

SANTANA, Nickolas Castro *et al.* Accuracy and spatiotemporal distribution of fire in the Brazil biomes from the MODIS burned-area products. **International Journal of Wildland Fire**, [*s. l.*], v. 29, n. 10, p. 907–918, 2020.

SANTANA, Níckolas Castro *et al.* Comparison of post-fire patterns in brazilian savanna and tropical forest from remote sensing time series. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, [*s. l.*], v. 9, n. 11, 2020.

SIDRA. IBGE. **Censo Agropecuário 2017**. [*S. l.*], 2017. Disponível em: https://sidra.ibge.gov.br/pesquisa/censo-agropecuario/censo-agropecuario-2017/resultados-definitivos. Acesso em: 19 jul. 2023.

SILVA, Richarde Marques da; LOPES, Aricson Garcia; SANTOS, Celso Augusto Guimarães. Deforestation and fires in the Brazilian Amazon from 2001 to 2020: Impacts on rainfall variability and land surface temperature. **Journal of Environmental Management**, [*s. l.*], v. 326, 2023.

SILVEIRA, Juliana M. *et al.* The responses of leaf litter ant communities to wildfires in the Brazilian Amazon: A multi-region assessment. **Biodiversity and Conservation**, [*s. l.*], v. 22, n. 2, p. 513–529, 2013.

VANDANSAMBUU, Battsengel *et al.* Assessment of Burn Severity and Monitoring of the Wildfire Recovery Process in Mongolia. **Fire**, [*s. l.*], v. 6, n. 10, p. 373, 2023. Disponível em: https://www.mdpi.com/2571-6255/6/10/373.

VILANOVA, Regiane Souza *et al.* Vegetation degradation in ENSO events: Drought assessment, soil use and vegetation evapotranspiration in the Western Brazilian Amazon. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, [*s. l.*], v. 23, 2021.

WANG, Sheng *et al.* Exploring the utility of radar and satellite-sensed precipitation and their dynamic bias correction for integrated prediction of flood and landslide hazards. **Journal of Hydrology**, [*s. l.*], v. 603, p. 126964, 2021. Disponível em: Acesso em: 4 jul. 2023.

YING, Lingxiao *et al.* Wildfire detection probability of MODIS fire products under the constraint of environmental factors: A study based on confirmed ground wildfire records. **Remote Sensing**, [*s. l.*], v. 11, n. 24, 2019.

ZENG, Ning *et al.* Causes and impacts of the 2005 Amazon drought. **Environmental Research Letters**, [*s. l.*], v. 3, n. 1, 2008.