

BRUNA RODRIGUES DE SOUSA

**DIRECIONADORES DOS INCÊNDIOS FLORESTAIS NO PANTANAL: ANÁLISE
TEMPORAL E ASSOCIAÇÃO COM BIOMAS ADJACENTES**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Meteorologia Aplicada, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

Orientadora: Cibele Hummel do Amaral

Coorientador: Alexandre Simões Lorenzon

**VIÇOSA - MINAS GERAIS
2023**

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Central da Universidade Federal de Viçosa - Campus

T

S725d
2023
Sousa, Bruna Rodrigues de, 1994-
Direcionadores dos incêndios florestais no Pantanal: análise temporal e associação com biomas adjacentes / Bruna Rodrigues de Sousa. - Viçosa, MG, 2023.
1 dissertação eletrônica (69 f.): il. (algumas color.).

Inclui apêndices.

Orientador: Cibele Hummel do Amaral.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Viçosa, Departamento de Engenharia Agrícola e Ambiental, 2023.

Referências bibliográficas: f. 53-58.

DOI: <https://doi.org/10.47328/ufvbbt.2023.555>

Modo de acesso: World Wide Web.

1. Incêndios florestais - Prevenção. 2. Incêndios florestais - Pantanal Mato-grossense (MT e MS). 3. Aprendizado do computador. 4. Análise de séries temporais. I. Amaral, Cibele Hummel do, 1985-. II. Universidade Federal de Viçosa. Departamento de Engenharia Agrícola e Ambiental. Programa de Pós-Graduação em Meteorologia Aplicada. III. Título.

CDD 22. ed. 634.9618

Bibliotecário(a) responsável: Euzébio Luiz Pinto CRB-6/3317


BRUNA RODRIGUES DE SOUSA

**DIRECIONADORES DOS INCÊNDIOS FLORESTAIS NO PANTANAL:
ANÁLISE TEMPORAL E ASSOCIAÇÃO COM BIOMAS ADJACENTES**


Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Meteorologia Aplicada, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

APROVADA: 31 de julho de 2023

Assentimento:

Documento assinado digitalmente
 **BRUNA RODRIGUES DE SOUSA**
Data: 30/09/2023 19:41:04-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Bruna Rodrigues de Sousa
Autora

Documento assinado digitalmente
 **CIBELE HUMMEL DO AMARAL**
Data: 29/09/2023 17:16:27-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Cibele Hummel do Amaral
Orientadora

À minha mãe Neide Álvares Rodrigues, minha maior inspiração e amor!

(Dedico)

AGRADECIMENTOS

Primeiramente a Deus por todas as bênçãos, proteção e força ao longo dessa jornada. Mesmo diante de todas as adversidades pelo caminho me mantive firme no meu objetivo.

À minha mãe Neide Álvares Rodrigues pelo amor incondicional, ensinamentos, apoio e por acreditar mais em mim do que eu mesma. A razão de todos os propósitos da minha vida. Obrigada rainha! Ao meu irmão Fernando Rodrigues de Sousa e minha cunhada Ana Paula Ferreira, pelo incentivo e suporte.

Ao Santiago Márquez Arévalo por ser a pessoa mais positiva e motivadora e meu acalento nos dias que mais precisei.

À minha orientadora Cibele Hummel do Amaral que, com tanto carinho e humanidade me ensinou temas tão importantes, me inspirou a ser uma profissional de êxito e, muitas vezes, foi conforto mesmo que em reuniões *online*. Obrigada por tudo! Ao meu coorientador Alexandre Simões Lorenzon pela disponibilidade.

Ao Humberto Paiva Fonseca por toda a ajuda com a programação, dúvidas e ensinamentos. Meu muito obrigada! À Thaís Vasconcelos Silva pela ajuda no QGIS e pelas risadas diárias.

Aos meus amigos de infância, da graduação e da pós-graduação pelo compartilhamento de ideias, conversas, apoio e comemorações das conquistas durante o caminho.

Aos funcionários do DEA e da UFV que tanto contribuíram para a resolução dos percalços e sempre estavam prontos para ajudar com disposição. Em especial, a secretária Graça Freitas, que desde o processo seletivo do mestrado esteve presente e nos auxiliou em todos os assuntos que estavam ao seu alcance.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo apoio financeiro durante esses 24 meses.

“Aqueles que se sentem satisfeitos sentam-se e nada fazem. Os insatisfeitos são os únicos benfeitores do mundo.”

(Walter S. Landor)

RESUMO

SOUSA, Bruna Rodrigues de, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, julho de 2023. **Direcionadores dos incêndios florestais no Pantanal: análise temporal e associação com biomas adjacentes.** Orientadora: Cibele Hummel do Amaral. Coorientador: Alexandre Simões Lorenzon.

Nos últimos anos, tem-se observado aumentos de desastres naturais ligados às mudanças climáticas globais, causando perdas sociais, econômicas e ambientais. Como exemplo, pode-se mencionar os incêndios ocorrentes no Brasil, primordialmente no bioma Pantanal, o qual foi extremamente afetado com uma queima histórica no ano de 2020. Estudos indicam que os incêndios florestais recentes na bacia associam-se a redução de chuvas nos verões de 2019-2020, em consequência da redução do transporte de ar quente e úmido de verão da Amazônia para o Pantanal. Os maiores rios que abastecem o Pantanal tem origem no planalto brasileiro, dessa maneira, a disponibilidade de água superficial no bioma está fortemente associada à dinâmica hidrológica e de uso e cobertura da terra dos biomas adjacentes. A precipitação também é influenciada pela dinâmica pluvial de outros biomas, principalmente da Amazônia. Contudo, parece faltar na literatura um estudo compreensivo que demonstre a associação dos incêndios no bioma Pantanal com as características hidrológicas dos biomas adjacentes. Dessa forma, este estudo visou analisar a série histórica de área queimada no Pantanal e identificar os impulsionadores de incêndios florestais acima da normal, explorando variáveis ambientais locais associadas à ocorrência de fogo e dos biomas adjacentes que exercem efeito sobre a dinâmica fluvial e pluvial na bacia pantaneira. Para a execução deste estudo, utilizaram-se conjuntos de dados presentes na plataforma *Google Earth Engine* (GEE). Área queimada, desmatamento e área de cobertura, do projeto MapBiomas, e Precipitação, Déficit Pressão de Vapor, Evapotranspiração, Temperatura do ar, Índice Seca de Palmer, Umidade do Solo, oriundos de múltiplas fontes, e *proxies* de estrutura (evi) e umidade (ndmi) da vegetação, obtidos a partir da série *Landsat*. Os dados foram coletados e computados sazonalmente de 1989-2020. A fim de observar as variáveis de importância para a ocorrência de tais desastres naturais, foram utilizadas técnicas de aprendizado de máquina como os algoritmos *Random Forest* e *Support Vector Machine*. A importância de tais variáveis foi analisada tanto no ano de ocorrência dos incêndios, quanto nos dois anos precedentes. Assim, foi possível verificar que dos 32 anos analisados 13 deles apresentaram área total queimada acima da normal e que apenas no ano de 1999 a queima foi superior ao ano de 2020. As variáveis: umidade do solo

na Amazônia (t-2), o índice de seca na Mata Atlântica (t-1) e a umidade da vegetação no Pantanal (t-1) apresentaram maior importância em se tratando dos direcionadores de incêndios no Pantanal. As análises estatísticas também indicaram a seca no Cerrado e reduzida evapotranspiração no Cerrado e no Pantanal. Os resultados deste estudo demonstram a associação da dinâmica hídrica dos biomas adjacentes com o aumento de área queimada no bioma Pantanal. Além disso, a análise de tendência demonstra que a seca está aumentando em todos os biomas analisados. Espera-se, com os achados aqui, auxiliar o entendimento da dinâmica do fogo no Pantanal, bem como a correta alocação de recursos para o combate de incêndios quando eventos extremos de seca (ainda em anos anteriores) são observados não apenas *in loco*, mas também nos outros biomas brasileiros.

Palavras-chave: Área queimada. Computação em nuvem. Aprendizado de máquina. Mudanças climáticas. Seca.

ABSTRACT

SOUSA, Bruna Rodrigues de, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, July, 2023. **Drivers of wildfires in Pantanal: temporal analysis and association with bordering biomes.** Advisor: Cibele Hummel do Amaral. Co-advisor: Alexandre Simões Lorenzon.

In recent years, there has been an increase in natural disasters linked to global climate change, causing social, economic and environmental losses. An example, we can mention the fires that have occurred in Brazil, primarily in the Pantanal biome, which was extremely affected by a historic fire in 2020. Studies indicate that the recent forest fires in the basin are associated with reduced rainfall in the summers of 2019-2020, as a result of the reduction in the transport of hot, humid summer air from the Amazon to the Pantanal. The largest rivers that supply the Pantanal originate in the Brazilian highlands, so the availability of surface water in the biome is strongly associated with the hydrological dynamics and land use and cover of the adjacent biomes. Precipitation is also influenced by the rainfall dynamics of other biomes, especially the Amazon. However, the literature seems to lack a comprehensive study demonstrating the association between fires in the Pantanal biome and the hydrological characteristics of adjacent biomes. Thus, this study aimed to analyze the historical series of burned area in the Pantanal and identify the drivers of above-normal forest fires, exploring local environmental variables associated with the occurrence of fire and adjacent biomes that have an effect on river and rainfall dynamics in the Pantanal basin. To carry out this study, data sets from the Google Earth Engine (GEE) platform were used. Burned area, deforestation and coverage area, from the MapBiomas project, and precipitation, Vapor Pressure Deficit, Evapotranspiration, Air Temperature, Palmer Dry Index, Soil Moisture, from multiple sources, and vegetation structure (evi) and moisture (ndmi) proxies, obtained from the Landsat series. The data was collected and computed seasonally from 1989-2020. In order to observe the variables of importance for the occurrence of such natural disasters, machine learning techniques such as the Random Forest and Support Vector Machine algorithms were used. The importance of these variables was analyzed both in the year in which the fires occurred and in the two preceding years. Thus, it was possible to verify that of the 32 years analyzed, 13 of them had a total burned area above normal and that only in 1999 was the burning higher than in 2020. The variables: soil moisture in the Amazon (t-2), the drought index in the Atlantic Forest (t-1) and vegetation moisture in the Pantanal (t-1) were the most important in terms of driving fires in the Pantanal. Statistical analysis also indicated drought

in Cerrado and reduced evapotranspiration in the Cerrado and Pantanal. The results of this study demonstrate the association between the water dynamics of adjacent biomes and the increase in the area burned in the Pantanal biome. In addition, the trend analysis shows that drought is increasing in all the biomes analyzed. It is hoped that the findings here will help us to understand the dynamics of fire in the Pantanal, as well as the correct allocation of resources for firefighting when extreme drought events are observed not only in loco, but also in other Brazilian biomes.

Keywords: Burnedarea. Cloud computing. Machine Learning. Climate Change. Drought.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1: Mapa da América do Sul evidenciando os biomas brasileiros e a rede hidrográfica. Os Rios voadores evidenciam o movimento das massas de ar ao longo da América do Sul mostrando que há a conexão dos biomas Mata Atlântica, Amazônia, Cerrado e Pantanal (A). A altitude do Pantanal varia de 90 a 200 metros e muitos rios advindos dos biomas limítrofes chegam neste bioma (B).....	20
Figura 2: (A) Brasil e os quatro biomas estudados (Amazônia, Cerrado, Mata Atlântica e Pantanal); (B) Frequência de Fogo no bioma Pantanal (1989-2020); (C) Uso e Cobertura da terra no Pantanal (1989); (D) Desmatamento no Pantanal (1989-2020).	22
Figura 3: Fluxo de trabalho mostrando as etapas desenvolvidas nesta pesquisa.....	25
Figura 4: Área queimada, em hectares, acima (em vermelho) e abaixo (azul) da média de 30 anos no bioma Pantanal.....	36
Figura 5: Representação das variáveis de importância provenientes dos resultados da execução do algoritmo <i>Random Forest</i> com a entrada do banco de dados original (A), com a entrada dos dados dos biomas separadamente (B), o ingresso do conjunto de variáveis climáticas (C) e banco de dados de variáveis biosféricas (D).	40
Figura 6: <i>ViolinPlot</i> das variáveis obtidas pelo <i>Random Forest</i>	43
Figura 7: <i>ViolinPlot</i> das demais variáveis que foram avaliadas por bioma.	44
Figura 8: Análise do comportamento das variáveis obtidas pelo RF em tempos t_0 's.	45
Figura 9: Análise do comportamento das variáveis em tempos t_0 's.	47

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Valores de área queimada positiva (acima da média) e negativa (abaixo da média) no bioma Pantanal de 1989 a 2020, destacando a média de 30 anos calculada.	35
Tabela 2: Métricas dos modelos <i>Random Forest</i> e <i>Support Vector Machine</i>	37
Tabela 3: Variáveis de importância obtidas através do algoritmo <i>Random Forest</i> e suas respectivas porcentagens obtidas do banco de dados completo e também por cada bioma.	38
Tabela 4: Variáveis obtidas a partir da comparação de grupos que possuem significância.	42
A1 - Descrição do conjunto de dados espaciais usados no trabalho desde o seu formato até o local de acesso.	60
A2 -Representa uma parte do banco de dados com os valores de Área Queimada (ha) e Evapotranspiração Atual (mm).	63
A3- Valores de Área Queimada substituídos pela classificação Above (A) e Below (B) de acordo com a média climatológica de 30 anos.	65
A4- Variáveis autocorrelacionadas que foram removidas do banco de dados.	67
A5 - Demonstração das 109 variáveis restantes após a remoção daquelas mais autocorrelacionadas.	69

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

A	Above
AET	Evapotranspiração Atual
AM	Bioma Amazônia
B	Below
BUR	Burned
C	Bioma Cerrado
c	Estação chuvosa
ENOS	El Niño-Oscilação do Sul
EVI	Índice de Vegetação Melhorado
GEE	Google Earth Engine
LOOCV	Leave-one-out cross-validation
MT	Bioma Mata Atlântica
NDMI	Índice de Umidade por Diferença Normalizada
OMM	Organização Meteorológica Mundial
ONG's	Organização Não Governamental
P	Bioma Pantanal
PDSI	Índice Severidade de Seca de Palmer
PR	Precipitação Acumulada
RF	Random Forest
s	Estação seca
SOIL	Umidade do Solo
SVM	Support Vector Machine
TEMP	Temperatura do ar
UNESCO	Organização das Nações Unidas para a Educação, Ciência e a Cultura
VPD	Déficit de Pressão de Vapor
WWF	World Wide Fund for Nature
ZCA	Zona de Convergência do Atlântico Sul
ZCIT	Zona de Convergência Intertropical

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	15
2. OBJETIVOS	18
3. MATERIAIS E MÉTODOS.....	19
3.1. Área de Estudo.....	19
3.1.1. Pantanal	19
3.1.2. Caracterização da área de estudo	20
3.1.3. Biomas adjacentes	23
3.2. Métodos	25
3.2.1. Variáveis	25
3.3. Análises estatísticas.....	29
3.3.1. Preparação dos dados	29
3.3.2. Correlação	29
3.3.3. Algoritmos Random Forest e Support Vector Machine	30
3.3.4. Variáveis de Importância	31
3.3.5. Análise estatística e tendência das variáveis de importância	32
4. RESULTADOS	34
4.1. Conjunto de Dados.....	34
4.2. Análises de correlação.....	36
4.2.1. Remoção de variáveis altamente correlacionadas	36
4.2.2. Remoção de variáveis por importância	37
4.3. Algoritmos Random Forest e Support Vector Machine.....	37

4.4. Variáveis de Importância.....	37
4.5. Análise gráfica através da comparação dos grupos.....	41
4.6. Tendências	44
5. DISCUSSÕES	48
6. CONCLUSÕES	53
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	54
APÊNDICE A.....	60

1. INTRODUÇÃO

O Pantanal, maior área úmida de água doce do mundo, divide-se entre o território brasileiro (80%), boliviano (19%) e paraguaio (1%) (HIGA *et al.*, 2022). Esse bioma se trata de uma região com elevada biodiversidade (CALHEIROS *et al.*, 2012) e, apresenta estações muito bem definidas, com períodos de secas e cheias sazonais. Durante a estação chuvosa de verão, os rios inundam as planícies próximas, formando pântanos e lagos com pequena profundidade. Já durante a estação mais seca, no inverno, os rios tendem a recuar e a água faz sua descarga pelos rios Paraguai e Paraná (MARENGO *et al.*, 2021). Da Silva *et al.* (2021) relataram em seus estudos que, as florestas presentes no bioma Pantanal são responsáveis por uma vasta liberação de vapor de água para a atmosfera mesmo que estejam em eventos de seca. No entanto, o bioma está apresentando fortes problemas ambientais, com grandes incêndios e que podem comprometer o equilíbrio de seu ecossistema (ALHO e SABINO, 2012).

Os incêndios florestais vêm ocorrendo em todo o mundo causando danos em milhares de hectares de florestas e gerando impactos econômicos, sociais e ambientais (CANZIAN *et al.*, 2016). A partir da década de 1980 que se observou o uso do fogo de forma intensa para atividades envolvendo uso e manejo da terra. Depois de 1990, viram-se mudanças extremas causadas pela ocorrência de incêndios florestais em diferentes regiões do globo, juntamente com as mudanças climáticas e secas (Global Fire Monitoring Center, 2017).

No Brasil, o risco de incêndios é crescente se tornando uma problemática (ARAGÃO *et al.*, 2018; COSTA e MELO, 2018), sobretudo no bioma Pantanal, onde os focos de incêndios são cada vez mais numerosos representando uma ameaça a vegetação local, a fauna, manutenção da biodiversidade e até mesmo afetando a permanência da comunidade local devido aos prejuízos e riscos gerados (NOGUEIRA e SANTOS, 2015). No bioma Cerrado, pode-se observar a presença de desmatamento devido à pressão das culturas agrícolas e, o fogo também atinge àquelas espécies que ainda não possuem fisionomias adaptadas a esse tipo de perturbação (SILVA *et al.*, 2020). Além disso, este bioma tem distintas maneiras de responder às alterações hídricas, ou seja, à disponibilidade de água devido às diferentes fitofisionomias presentes (RODRIGUES SILVA *et al.*, 2022).

No Bioma Cerrado, além dos desmatamentos para inserção das culturas agrícolas, outro fator de perturbação é o fogo (KLINK; MACHADO, 2005). No entanto, muitas das

espécies representantes das fisionomias do Cerrado são naturalmente adaptadas a esse agente perturbador (HOFFMANN *et al.*, 2012).

Alho e Sabino (2012) afirmam que os incêndios florestais e o desmatamento podem causar modificações nos fluxos de água e na biodiversidade. Além disso, citam como exemplo, o uso do fogo pela sociedade como uma maneira de realizar a limpeza da pastagem em estações mais secas, fazendo com que o mesmo deixe de ser uma queima controlada e tome grandes proporções devido ao relevo e tipo de vegetação presente. Higa *et al.* (2022) observaram dados representando as áreas queimadas no bioma Pantanal para a década de 2010 a 2020. Tais dados foram obtidos através do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) mostrando com mais clareza como os incêndios tomaram grandes proporções e atingiram aproximadamente 40.606 Km² em 2020 (INPE, 2020).

Nos últimos anos vem-se percebendo que, devido às mudanças climáticas, um fator importante que está auxiliando no aumento dos incêndios são as secas extremas, as quais se associam ao acúmulo de biomassa seca (SANTANA, 2016). A seca vem-se agravando no bioma Pantanal, com destaque ao ano de 2020, quando um terço de seu território foi queimado com perdas da biodiversidade (LIBONATI *et al.*, 2020; SCHMIDT e ELOY, 2020). Além disso, este bioma sofre influência hídrica e fitogeográfica dos biomas adjacentes como Cerrado, Mata Atlântica e Amazônia (ALHO e SILVA, 2012).

A dinâmica de uso e cobertura da terra, bem como as alterações hídricas nesses biomas, podem também influenciar o regime de incêndios no Pantanal, considerando que os grandes rios do Pantanal nascem no planalto brasileiro sob esses outros domínios. Há variações de sazonalidade, aumento da temperatura do ar que auxiliam para a ocorrência de incêndios florestais, secas contínuas e até mesmo altas taxas pluviométricas, causando enchentes e perdas da fauna e flora (ARTAXO, 2020).

Na região do bioma Pantanal podem-se observar flutuações interanuais e interdecadais na duração e magnitude do pulso de inundação. Tais fenômenos são caracterizados pela Zona de Convergência Intertropical (ZCIT) e Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCA), os quais interferem na distribuição de chuva pelas mudanças na temperatura da superfície dos oceanos (ASSINE *et al.*, 2015). E, devido às diversas modificações ocorrentes constatou-se que as secas afetaram o equilíbrio hidroclimatológico aumentando o risco de incêndio no bioma (MARENGO *et al.*, 2021).

Além disso, a seca perceptível nos dois últimos anos tem causado grandes impactos na hidrologia do bioma brasileiro afetando diferentes níveis sociológicos e econômicos. No ano de 2020 o nível mínimo do Rio Paraguai na estação de Ladário foi de -0,32 e máximo 2,10 metros. Em 2021, o nível mínimo foi de -0,60 e máximo 1,88 metros (MARINHA DO BRASIL, 2023). Diante desses acontecimentos, muitas pessoas vêm se manifestando através de mobilizações sociais para que sejam tomadas medidas eficazes por parte dos governantes para amenizar as perdas ocorridas (TORRES *et al.*, 2020).

Em virtude de toda a abordagem apresentada, compreender os fatores de macro-escala associados aos incêndios extremos no bioma Pantanal e verificar a influência dos biomas adjacentes (Amazônia, Cerrado e Mata Atlântica) sobre sua ocorrência é primordial para estabelecer estratégias diante do cenário atual de mudanças climáticas. E, com o auxílio da aprendizagem de máquina, propõe-se encontrar respostas para essas indagações e obter mais conhecimentos sobre o ecossistema e a relação de incêndios florestais extremos com a dinâmica agroclimática dos biomas adjacentes.

2. OBJETIVOS

Este trabalho possui como principal objetivo analisar a ocorrência de incêndios no bioma brasileiro Pantanal, nos anos 1989 a 2020 e, entender os principais fatores responsáveis por esse fenômeno. Como objetivos específicos têm-se:

- i. Compreender a dinâmica de incêndios florestais no Pantanal;
- ii. Identificar os principais fatores que levam a ocorrência de incêndios florestais extremos no Pantanal;
- iii. Verificar a influência da redução da cobertura florestal e das alterações hídricas nos biomas Amazônia, Cerrado e Mata Atlântica sobre a ocorrência de incêndios extremos no Pantanal.

3. MATERIAIS E MÉTODOS

3.1. Área de Estudo

3.1.1. Pantanal

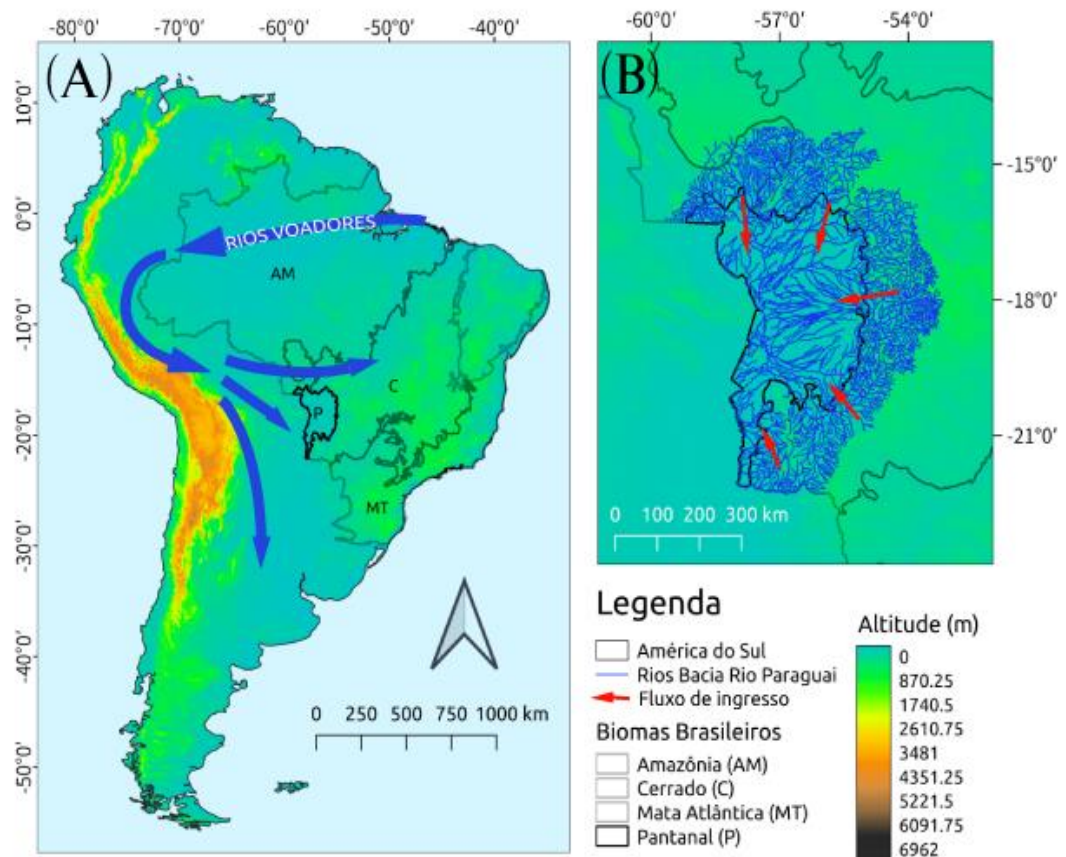
O Pantanal brasileiro possui território de aproximadamente 138.183 Km², dos quais 48.865 Km² estão presentes no Mato Grosso e 89.318 Km² estão no Mato Grosso do Sul, se caracterizando como a maior planície inundável do mundo (CAMPELLO *et al.*, 2021). Além disso, esse bioma se encontra no alto curso do Rio Paraguai, cujas altitudes variam de 90 a 200 metros, sendo também, uma área de grande sedimentação e inundação (Souza e Souza, 2010).

Este bioma abriga cerca de 656 espécies de aves, 325 espécies de peixes, 159 de mamíferos e, milhares de espécies de plantas de acordo com o *World Wide Fund for Nature* (WWF), (WWF BRASIL, 2023). Toda a sua composição possui relevância no controle biológico e fertilidade do solo, na estruturação do clima (inundação e seca), diversidade em fauna e flora. Também, se trata de um espaço propício para as atividades agrícolas e pecuárias, o que estabelece a economia local (CAMPELLO *et al.*, 2021).

Além disso, o bioma foi declarado como Patrimônio Mundial Natural pela Organização das Nações Unidas para a Educação, Ciência e a Cultura (UNESCO), (UNESCO, 2023) e uma importante Reserva da Biosfera (IMASUL, 2023).

O clima predominante no Pantanal é o Tropical Úmido, com estações definidas em verões com chuvas e invernos secos com cheias, estiagem e vazantes. Sua classificação de Köppen-Geiger é do tipo Aw (APARECIDO *et al.*, 2020). Este bioma sofre grande influência de seus biomas adjacentes, principalmente Cerrado e Amazônia. Sendo assim, abriga grande diversidade em termos de fauna e flora e conectividade hidrológica (Figura 1) destacando a importância de sua preservação (ALHO e SILVA, 2012).

Figura 1: Mapa da América do Sul evidenciando os biomas brasileiros e a rede hidrográfica. Os Rios voadores evidenciam o movimento das massas de ar ao longo da América do Sul mostrando que há a conexão dos biomas Mata Atlântica, Amazônia, Cerrado e Pantanal (A). A altitude do Pantanal varia de 90 a 200 metros e muitos rios advindos dos biomas limítrofes chegam neste bioma (B).



Fonte: a autora e as setas foram adaptadas da Expedição dos Rios Voadores (2023).

Nota: Sistema de coordenadas geográficas e Datum utilizado na confecção da figura 1 foram o SIRGAS 2000 no *software* QGIS versão: 3.10 A Coruña.

3.1.2. Caracterização da área de estudo

A área de estudo engloba quatro biomas brasileiros: Amazônia, Cerrado, Mata Atlântica e Pantanal (Figura 2A). É importante analisar quais áreas do Pantanal queimaram mais dentre os 32 anos estudados para ter melhor entendimento do comportamento da vegetação e a transformação ocorrida. Com isso, de acordo com a frequência de fogo, dentre a série anual, àquelas em cores vermelha e alaranjada (Figura 2B) foram às áreas que

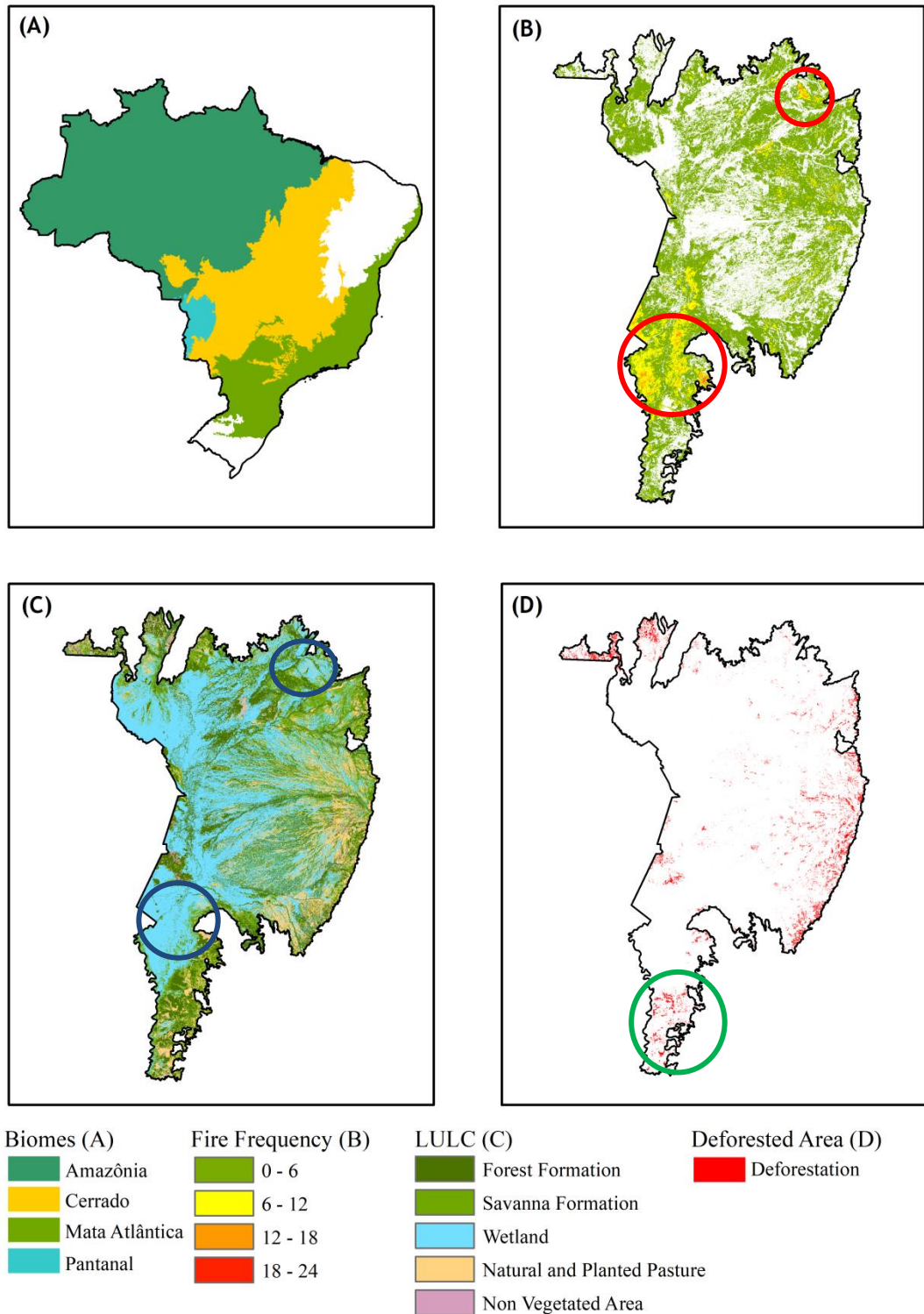
queimaram mais vezes (dentro do círculo). Na região do Pantanal Sul, nota-se que a microrregião Nabileque em direção à Abobral sofreu mais com as ocorrências e no Pantanal Norte, Barão de Melgaço se destacou (regiões onde se encontra o círculo vermelho).

A predominância da vegetação da microrregião de Nabileque é savânica e podem-se encontrar palmeiras densas, as quais são chamadas de Palmeira-Carandá (*Copernicia alba*). Também se trata de um local propício para forrageiras (gramíneas e leguminosas) devido ao tipo de solo argiloso e orgânico. Além disso, essa é uma localidade onde ocorrem altos níveis de inundação em épocas chuvosas (meados de outubro/novembro) devido às características físicas do solo que proporcionam pouca drenagem. As savanas também predominam a microrregião Barão de Melgaço com árvores e arbustos isolados. Os solos apresentam características físicas distintas podendo ser argiloso e/ou arenoso. Essa região possui muita história, desde a colonização, e preserva estes atributos através da arquitetura das casas. Em estações chuvosas, se torna ponto turístico para aqueles que gostam de praticar esportes aquáticos e também para passeios de barco ou chalana (Figura 2C) (círculo em cor azul da figura 2).

Áreas com maior ocorrência de fogo (Figura 2B) também são áreas de maior umidade (Figura 2C). Esse aspecto leva a alguns questionamentos, visto que, com o passar dos anos, essa mesma microrregião sofreu alterações modificando-se de uma área inundada (como pode ser visto na figura 2C) para ser o foco dos incêndios (vide na figura 2D). Parte dessas modificações pode estar interligada com interesses políticos e econômicos fazendo com que haja forte pressão sobre a biodiversidade do ecossistema (LEAL FILHO *et al.*, 2021).

Além do mais, a dinâmica no balanço hídrico dos biomas está alterando as características das regiões onde, anteriormente eram úmidas. Posteriormente, serão mostradas e discutidas variáveis que são importantes para descrever esse comportamento no bioma Pantanal. Há maior concentração do desmatamento em algumas regiões do que em outras (Figura 2D), como por exemplo, em Porto Murtinho local onde a agricultura se manteve crescente nos últimos anos com conseqüente diminuição da cobertura florestal natural (MAPBIOMAS, 2023) (círculo em cor verde na figura 2D) e também em regiões localizadas na fronteira com outros locais.

Figura 2: (A) Brasil e os quatro biomas estudados (Amazônia, Cerrado, Mata Atlântica e Pantanal); (B) Frequência de Fogo no bioma Pantanal (1989-2020); (C) Uso e Cobertura da terra no Pantanal (1989); (D) Desmatamento no Pantanal (1989-2020). Os círculos destacam os locais mais relevantes que são mencionados ao longo do texto. Em vermelho são as áreas com maior frequência de incêndios, em azul, áreas úmidas e em verde, áreas desmatadas.



Fonte: a autora (2023).

3.1.3. Biomas adjacentes

Os biomas Amazônia, Cerrado e Mata Atlântica são limítrofes ao Pantanal e, entende-se que há uma forte influência dos mesmos em relação ao clima, fauna e flora da principal área de estudo deste trabalho. De acordo com Damasceno - Junior e Pott (2021), o Pantanal é um conjunto de influências florísticas e climáticas, principalmente do Cerrado pelo lado leste, Mata Atlântica pelo sul e Amazônia pela parte norte.

O bioma Amazônia é a maior floresta tropical do mundo (SOUZA *et al.*, 2021). Este abrange cerca de um terço das espécies existentes mundialmente e vem perdendo sua diversidade através de atividades antrópicas nas últimas décadas (PÁDUA, 2015). Através da Política Nacional sobre Mudança do Clima, estabeleceu-se que até 2020, a taxa de desmatamento na Amazônia seria reduzida em 80%. Porém, essa métrica não foi atingida, pois desde 2013 as taxas aumentaram e, em 2020 atingiu seu ápice desde o começo dessa década. O Programa de Monitoramento do Desmatamento da Amazônia Brasileira contabilizou 11.088 Km² de área desmatada, um aumento de 9,5% em relação a 2019 (SILVA JUNIOR *et al.*, 2021).

Dos valores atribuídos à meta estabelecida em 2009, sobre a redução da taxa de desmatamento em 80%, conseguiu-se a redução em 44% (MINISTÉRIO DO MEIO AMBIENTE, 2020). Como agravante da degradação do bioma tem-se a ocorrência de incêndios, os quais contribuem para a perda de biodiversidade e também afetam a saúde humana, com emissão de partículas poluentes na atmosfera (SILVA JUNIOR *et al.*, 2021).

O bioma Cerrado possui extensão territorial de aproximadamente dois milhões de quilômetros quadrados, sendo assim, o segundo maior bioma brasileiro. Devido à variação latitudinal em que está inserido, apresenta diversidade climática com atributos equatoriais, subtropicais e tropicais. Essas características fazem com que tenha distribuições distintas de precipitação e temperatura (NASCIMENTO e NOVAIS, 2020). De acordo com Köppen-Geiger, a tipologia predominante é Aw, clima tropical com chuvas de verão. E, nas regiões sudoeste e sudeste, tem-se a tipologia Cwa, clima subtropical com, também chuvas de verão e altas temperaturas nesta estação (SILVA *et al.*, 2008).

O Cerrado também se destaca devido à pluralidade da vegetação com indivíduos de diferentes portes, passando por árvores de médio a grande porte na região do Cerradão, há

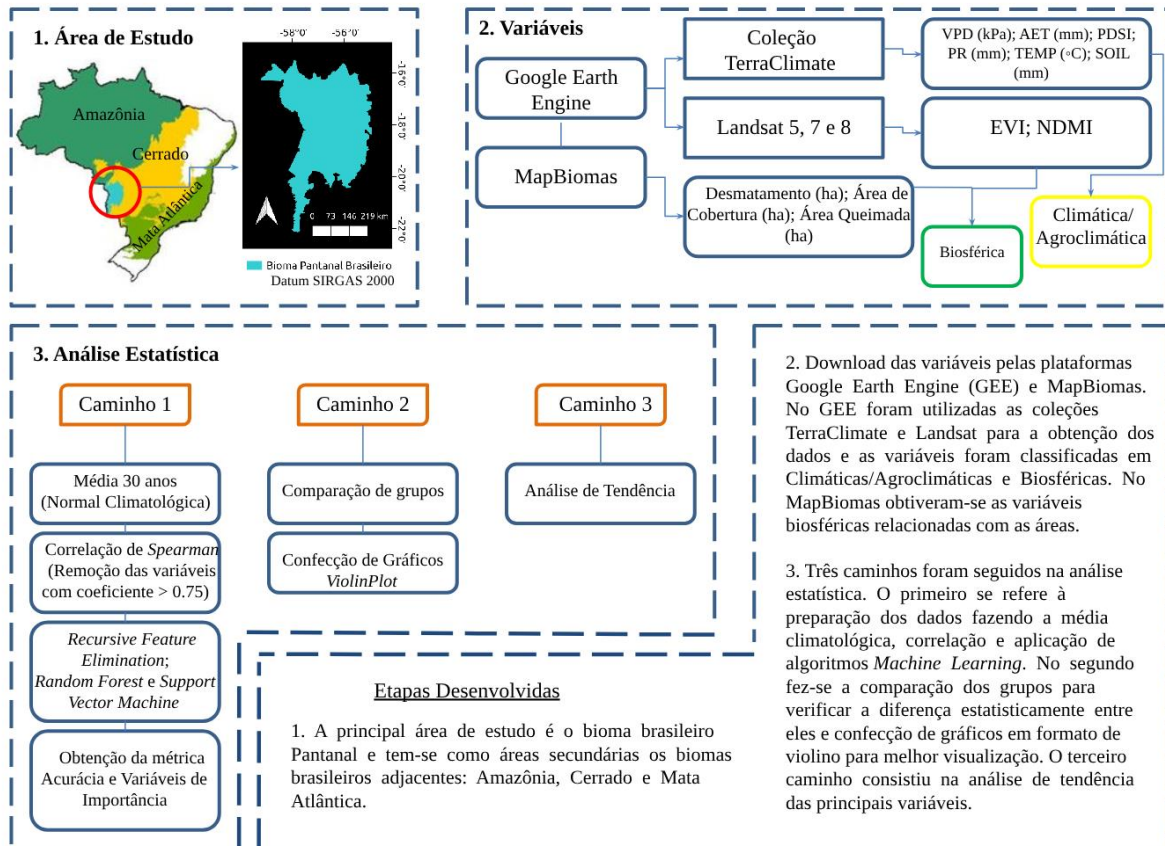
árvores mais baixas e formações campestres. Porém, nas últimas décadas este bioma sofre com o desmatamento devido à expansão da fronteira agrícola juntamente com a exploração da madeira para a produção de carvão (DE OLIVEIRA *et al.*, 2019).

O bioma Mata Atlântica possui imensa biodiversidade composta por ricas espécies florestais que impactam o ecossistema e a comunidade que ali está presente se classificando como a segunda maior floresta tropical da América do Sul (MUYLAERT *et al.*, 2018). Existem vários indícios de que anteriormente, havia a conexão desta floresta com a Floresta Amazônica, porém com o passar dos anos, com as oscilações pleistocênicas, foram desenvolvidas florestas arbustivas separando-as (MARQUES *et al.*, 2021). Devido a sua heterogeneidade, o local está propício à degradação e, conseqüentemente, aos incêndios (BUSTAMANTE *et al.*, 2019). Tais incêndios podem ser decorrentes de ações antrópicas, como também da seca ocasionada pelas mudanças climáticas (DE OLIVEIRA SANTOS *et al.*, 2021).

Ademais, metade da cobertura florestal presente nesta floresta tropical já se encontra extinta, pois a taxa de desmatamento é de cerca de 1% ao ano (DE LIMA *et al.*, 2020). A área desmatada desse bioma entre 1985 a 2019, devido às ações humanas, foi de 1,95 milhões de hectares.

3.2. Métodos

Figura 3: Fluxo de trabalho mostrando as etapas desenvolvidas nesta pesquisa.



Fonte: a autora (2023).

O fluxo de trabalho (Figura 3) compreendeu o uso de computação em nuvem, utilizando linguagem *Java Script* para *Earth Engine*, para cálculo e extração das variáveis de interesse, preparação de banco de dados, análise estatística e aprendizado de máquina utilizando linguagem R.

3.2.1. Variáveis

Foi realizada a revisão de literatura para compreender quais seriam as variáveis climáticas e biosféricas associadas à ocorrência de fogo, considerando a análise em macro-escala, ou seja, entre biomas (Apêndice A1). Dentre os trabalhos científicos estudados pode-se mencionar o de Libonati *et al.* (2020), o qual relata sobre os incêndios ocorridos em 2020 no bioma Pantanal. Como também, Abram *et al.* (2021), analisa a conexão existente entre os

dados meteorológicos e suas mudanças com os incêndios florestais ocorridos no sudeste da Austrália.

Sendo assim, as variáveis climáticas utilizadas foram: Déficit de Pressão de Vapor (kPa) (vpd), Evapotranspiração Atual (mm) (aet), Índice Severidade de Seca de Palmer (pdsi), Precipitação Acumulada (mm) (pr), Temperatura do ar (°C) (temp) e Umidade do Solo (mm) (soil). Estes dados foram obtidos pela coleção *TerraClimate* disponível no catálogo de dados do *Earth Engine* (2022), o qual representa uma plataforma com vínculo científico e abrange um vasto conjunto de dados geoespaciais e imagens de satélite (GEE, 2023).

O Déficit de Pressão de Vapor refere-se aos níveis de umidade que são retirados da planta pelo ar. A evapotranspiração atual é a liberação de água na forma de vapor pelas plantas e esta, depende da disponibilidade de água presente no solo. O Índice Severidade de Seca de Palmer monitora os eventos de secas ocorrentes considerando a precipitação e a temperatura do ar. Precipitação acumulada se trata da quantidade de água em forma de chuva durante um determinado período de tempo. A temperatura do ar se relaciona com o número obtido nos termômetros nas estações meteorológicas ou por satélites. Umidade do solo se trata da quantidade de água armazenada no solo.

As variáveis biosféricas foram: Índice de Vegetação Melhorado (EVI) o qual está relacionado com o tipo de vegetação e o verdor. Desmatamento referente à taxa de desmatamento nos biomas, o Índice de Umidade de Diferença Normalizada (NDMI) que é um indicador de deficiência hídrica na vegetação, pois detecta os níveis de umidade das plantas. Área de cobertura antrópica, se trata dos locais onde foi observada a presença de atividades humanas. Área de cobertura natural, a qual envolve a área onde há diferentes tipos de vegetação e fitofisionomias. Área de cobertura natural florestal são regiões onde há apenas vegetação florestal e Área de cobertura natural não florestal são aquelas que possuem vegetação que não se caracterizam como florestais. A variável Área queimada é a área que sofreu com os incêndios ocorridos no bioma Pantanal na escala temporal analisada.

Para iniciar o processamento das variáveis, ingressamos no *Google Earth Engine* (GEE) os arquivos *shapefiles* dos biomas e também o projeto *Toolkit* do MapBiomas de fogo coleção 1.0. O MapBiomas é uma plataforma confeccionada em colaboração com Universidades, Organizações Não Governamentais (ONG's) e empresas. Neste é possível encontrar o mapeamento das áreas do Brasil a níveis de biomas, estados e municípios (MAPBIOMAS, 2023). Em seguida, elaboramos o código que permitisse fazer o *download*

dos dados de Área queimada e com a função *reduceRegions* fez-se a contagem dos pixels da área escolhida (*Reducer.count*). Esses valores foram multiplicados pela área do pixel (30mx30m) para a obtenção da Área queimada, para cada ano, considerando a escala trabalhada de 1989 a 2020, da região estabelecida. Os dados de Desmatamento (ha) e Área de Cobertura (ha) foram obtidos diretamente da plataforma do MapBiomas (coleção 6.0), aplicando um filtro na região, tipo de vegetação e cobertura.

A coleção *TerraClimate* possui elementos de clima mensal e balanço hídrico climático para superfícies globais, da Universidade de *Idaho* para a extração dos dados. Essa coleção usa interpolação e normas de clima com resolução espacial (4000 metros) do conjunto de dados *WorldClim* com variáveis no tempo do CRU ts4.0 e Reanálise Japonesa de 55 anos (JRA55) (ABATZOGLOU *et al.*, 2018). O estudo de Kolling Neto (2021), que utilizou uma base de dados dessa coleção, analisou diferentes fontes de dados de precipitação e evapotranspiração que fossem capazes de descrever a bacia do Rio Paraguauçu e a coleção *TerraClimate* foi a que retornou melhores resultados na pesquisa.

Na confecção do código para as variáveis climáticas: Déficit de Pressão de Vapor (kPa) (vpd), Evapotranspiração Atual (mm) (aet), Índice Severidade de Seca de Palmer (pdsi), Precipitação Acumulada (mm) (pr), Temperatura do ar (°C) (temp) e Umidade do Solo (mm) (soil), fez-se a seleção da banda a ser trabalhada, dentro do GEE, por exemplo: ‘aet’, ‘soil’, ‘pdsi’. Em seguida, fez-se a média de cada variável em escala mundial e multiplicou-se pelo fator de correção de escala presentes no GEE. Posteriormente, delimitou-se a geometria da área e a união das feições dos biomas. Usamos a função *reduceRegions* para obter a média para cada região de acordo com a data estabelecida inicialmente variando entre os meses de estações seca e chuvosa (*Reducer.mean*). Ao final, um arquivo em formato CSV foi exportado para o drive onde o GEE está cadastrado. Este mesmo procedimento foi realizado para as demais variáveis.

O conjunto de dados dos índices: Índice de Vegetação Melhorado (evi), Índice de Umidade Diferença Normalizada (ndmi), foram obtidos pelo GEE, através do sensor *Landsat5* (anos 1989 a 2011), *Landsat7* (ano 2012) e *Landsat8* (ano 2013 a 2020). Para o EVI, utilizou-se a equação 1 e com a função *reduceRegions*, fez-se a média dos dados para cada região e a união das feições como mencionado.

$$EVI = 2.5 * \left(\frac{NIR - RED}{NIR + 6 * RED - 7.5 * BLUE + 1} \right) \quad (1)$$

Onde:

NIR = Bandas espectrais no infravermelho próximo;

RED = Bandas espectrais no vermelho;

BLUE = Bandas espectrais no azul.

Para o *download* dos dados de NDMI foi utilizada a equação 2 e, em seguida com o auxílio da função *reduceRegions*, fez-se a média para cada bioma, seguindo o mesmo procedimento já mencionado para as variáveis climáticas. Este índice auxilia na detecção de níveis de umidade da vegetação e também no monitoramento dos níveis de combustível quando há incêndios em locais muito secos. Este índice varia de -1 a 1, sendo que quanto mais negativo, indicam a seca e mais positivo, alagamentos.

$$NDMI = \frac{(NIR - SWIR)}{(NIR + SWIR)} \quad (2)$$

Sendo:

NIR = Bandas espectrais no infravermelho próximo,

SWIR = Bandas espectrais no infravermelho de ondas curtas.

3.3. Análises estatísticas

3.3.1. Preparação dos dados

Através da coleção *TerraClimate* ‘IDAHO_EPSCOR/TERRACLIMATE’, presente no *Google Earth Engine* (GEE), fez-se o *download* de 6 conjuntos de variáveis climáticas e agroclimática. Já no MapBiomas, foram adquiridos 8 conjuntos de dados que denominados biosféricos. Com as divisões entre estações (seca e chuvosa) e nos tempos t_0 , $t-1$ e $t-2$, ao todo foram analisadas 217 variáveis no total de 32 amostras, as quais são dos anos de 1989 a 2020.

Para verificar em quais anos ocorreram incêndios em maiores e menores proporções calcularam-se a média climatológica de 30 anos (1989 a 2018) (Tabela 1). Essa média de 30 anos é a normal climatológica dos dados referentes à área queimada, ou seja, os valores de área queimada no bioma Pantanal de 1989 a 2018 foram somados e divididos por 30 para se obter a média. Este valor encontrado foi subtraído de cada dado desta variável dos anos 1989 a 2020 para a verificação de quais resultariam em valores positivos (*Above*, áreas que queimaram acima da média) e valores negativos (*Below*, áreas que queimaram abaixo da média) (Apêndice A (A3)).

3.3.2. Correlação

Com o banco de dados montado fez-se a correlação dos dados com o intuito de analisar a relação entre eles. Para isso, usou-se o coeficiente de correlação de *Spearman*, o qual quantifica a relação entre as variáveis e resulta em valores que variam entre -1 e 1. Sendo que, quanto mais próximo de 1, mais relacionáveis são as variáveis e quanto mais próximo de -1 há também uma alta correlação, porém negativa (SANTOS *et al.*, 2022).

O coeficiente de correlação de *Spearman* assume a não normalidade dos dados. Um exemplo da utilização do coeficiente com os estudos de mudanças climáticas pode ser visualizado no trabalho de Gomes *et al.*, (2021) o qual relaciona as modificações da Evapotranspiração de Referência na Bacia Amazônica Brasileira em decorrência do aumento das emissões dos Gases do Efeito Estufa.

Nesta pesquisa, a análise do coeficiente de correlação de *Spearman* foi realizada através do *software R* (versão 4.1.3) que, após fazer o cálculo da correlação entre as variáveis e plotar a matriz deu-se o prosseguimento para verificar as autocorrelacionáveis e a remoção das mesmas.

Como trabalhamos com um banco de dados extenso, a matriz de correlação formada anteriormente apresentou valores agrupados, dificultando a visibilidade dos dados. Com isso, fez-se a remoção de variáveis cujo coeficiente de correlação de *Spearman* fosse maior que 0.75 com o auxílio da função *cutoff* presente no *software R*.

Com as variáveis restantes, houve uma nova análise, a qual permitiu a remoção de algumas ao avaliar o desempenho com a função *Recursive Feature Elimination* (RFE) (R Core Team, 2023) para simplificar ainda mais o processo e escolher aquelas que apresentaram melhor conjunto para serem usadas nos modelos de *Machine Learning* posteriormente.

3.3.3. Algoritmos Random Forest e Support Vector Machine

Com o método de Classificação, os conjuntos de variáveis foram separados nas classes A (*above*) e B (*below*), referindo-se ao quanto de área foi queimada no Pantanal.

Dentre os muitos modelos de *Machine Learning* existentes, foram escolhidos dois para realizar a modelagem do estudo: *Random Forest* (RF), o qual é usado de forma recorrente para mapear incêndios em diferentes áreas, como no sudeste da Austrália (Gibson *et al.*, 2020) e *Support Vector Machine* (SVM) que é utilizado em trabalhos envolvendo a detecção de incêndios também (BAEK *et al.*, 2021). O primeiro se baseia em classificadores de Árvores de Decisão dividindo o conjunto de dados em subamostras e, através da média, busca controlar o *overfitting* e melhorar a precisão (CAMASTRA, 2022). Já o *Support Vector Machine* apresenta uma abordagem supervisionada, a qual tem como objetivo encontrar a reta (hiperplano) capaz de separar duas classes distintas da melhor forma (TAN *et al.*, 2009). O limite de decisão desses hiperplanos se trata da margem entre o hiperplano e as instâncias, as quais são os vetores de suporte. De acordo com o tamanho da distância entre a margem do hiperplano e os vetores de suporte pode-se verificar o desempenho do modelo (GÉRON, 2019).

Sendo assim, usou-se o *software R* (versão 4.1.3) para fazer a modelagem. O método utilizado para estimar o desempenho dos algoritmos *Random Forest* e *Support Vector Machine* foi o *Leave-one-out cross-validation* (LOOCV), o qual faz previsões sobre o comportamento dos dados. Este foi escolhido devido ao pequeno número de amostras disponíveis no trabalho. Para realizar a primeira rodagem dos dados, foram estabelecidas 700 árvores para verificar a eficiência do modelo e, por seguinte, obtiveram-se os resultados das métricas (acurácia) Equação 3, para cada algoritmo (RF e SVM). Dentre esses dois modelos,

aquele que obteve a melhor acurácia foi escolhido para dar prosseguimento nos demais processamentos do trabalho.

$$Acurácia = \frac{vp+vn}{vp+vn+fp+fn} \quad (3)$$

vp = verdadeiros positivos;

vn = verdadeiros negativos;

fp = falsos positivos;

fn = falsos negativos.

3.3.4. Variáveis de Importância

Após executar os modelos mencionados, criou-se o código para encontrar as variáveis de importância para cada algoritmo. Tais variáveis são acompanhadas por suas porcentagens de 0 a 100% e servem como direcionadores. Seus valores são importantes para analisar o resultado. As variáveis com porcentagens menores foram omitidas do trabalho, pois possuem importância mais baixa.

Depois de rodar os algoritmos e obter as variáveis de importância que cada um deles retornou, fez-se uma segunda análise. Com o banco de dados original, ou seja, não se trata do banco de dados após a remoção das variáveis, mas sim o conjunto de dados com todas as variáveis deste estudo, fizemos a separação do mesmo em seis grupos: variáveis climáticas e agroclimática, variáveis biosféricas (desmatamento, área de cobertura, evi e ndmi), variáveis referentes ao bioma Amazônia, ao bioma Cerrado, ao bioma Mata Atlântica e ao bioma Pantanal. Em seguida, rodamos o *script* de variáveis de importância criado utilizando o algoritmo *Random Forest* (pois apresentou melhor métrica) para estes grupos e comparamos os resultados obtidos aqui com o resultado do RF para as variáveis mais importantes após a remoção.

Após as análises de todos os grupos, foram escolhidas as variáveis julgadas mais importantes que cada grupo retornou, tabuladas e encaminhadas para análise de significância estatística e comparação de grupos. Nesse procedimento, escolhemos variáveis cujos valores foram superiores a 30%.

3.3.5. Análise estatística e tendência das variáveis de importância

O segundo caminho percorrido na metodologia deste estudo foi à comparação de grupos para verificar se os mesmos são estatisticamente diferentes. Para isso, usamos a função *Compare Groups* presente no *software R* (versão 4.1.3) a qual, realiza a separação de grupos de acordo com a variável e calcula diferentes estatísticas a depender do tipo de dado que se está trabalhando (R Core Team, 2023).

Neste trabalho, o banco de dados foi subdividido em grupos referentes a cada bioma brasileiro estudado e, posteriormente, foi aplicada a função para cada grupo. Também se aplicou a função no conjunto de variáveis de importância resultantes do algoritmo RF. Dentro da função, os dados se dividiram entre A (*above*) e B (*below*), sendo 13 amostras para o grupo A e 19 para o grupo B, totalizando 32 amostras. Ao executar a função, obteve-se uma tabela com as estatísticas de cada grupo, mostrando a mediana, os quartis e o p-valor.

Para verificar inicialmente a distribuição dos dados foi usado o teste de *Shapiro-Wilk*, no *software past* 4.03, aqui observou como os dados se comportavam e a tendência dos mesmos a serem normais ou não. Também, no *software R*, usando a função *Compare Groups*, através do método 4 da função, o qual realiza o teste de *Shapiro-Wilk* para decidir entre normal ou não normal, obteve-se o p-valor e, com ele classificou-se que valores acima de 0,05 são normais e abaixo não-normais.

Por conseguinte, analisou-se a significância das variáveis e a coerência dos resultados entre os grupos A e B para cada bioma que está presente nas tabelas originárias da função *Compare Groups*. Então, as variáveis que possuíram p-valor acima de 0,05 foram agregadas a aquelas variáveis de importância obtidas pelo RF que também apresentaram p-valor, quartis e medianas significantes e com interpretação coerente ao estudo.

Em busca da melhor visualização desses dados, optou-se pela análise gráfica, com a confecção de gráficos em formato *ViolinPlot* no *software R* para compreender a distribuição dos dados e sua concentração.

Em relação à análise de tendência das variáveis pertencentes ao banco de dados original, com o auxílio do pacote *ggplot2* presente no *Software R*, puderam-se criar gráficos que demonstrassem o comportamento ao longo da escala temporal de 1989 a 2020. Para essas tendências foram usados os valores referentes aos anos t_0 's. Para se obter a relação linear

entre as variáveis e o os anos avaliados foi ajustada a equação da reta e encontrados valores de coeficiente de correlação (R).

4. RESULTADOS

4.1. Conjunto de Dados

O valor da média de área queimada foi de 763.870 hectares. Note, na figura 4, em cor vermelha, que nos anos de 1999 e 2020 foram registrados os maiores valores de incêndios, 1.844.891,15 hectares e 1.676.479,19 hectares, respectivamente. Seguidos do ano 1993 (946.913,99 hectares). Dentre os anos que apresentam valores acima da média, os que estão mais próximos dela são: 2016 (22.577, 72 hectares), 2007 (118.047,92 hectares) e 1996 (143.253,5 hectares).

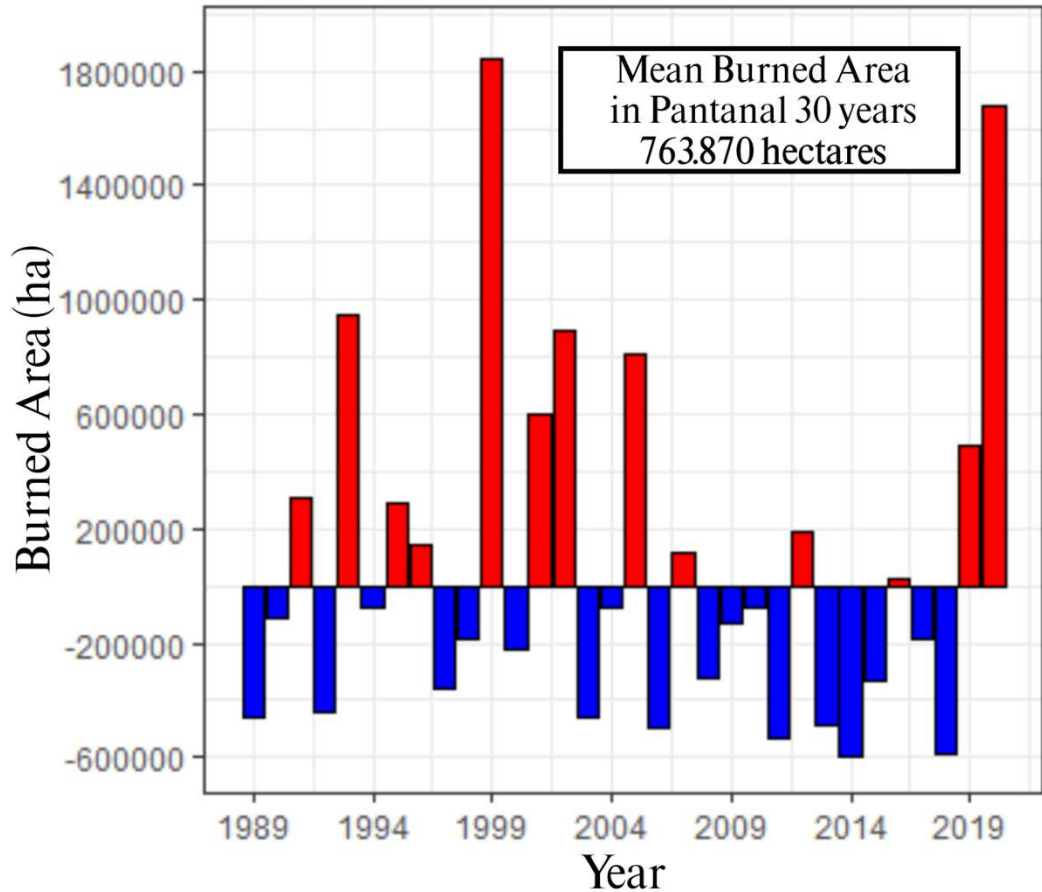
Analisando a representação em cor azul, da figura 4, observa-se que o ano 2014 (-596.402, 95 hectares) demonstrou a menor área atingida por fogo ao longo dessa escala. Acompanhada do ano 2018 (-589.383,13 hectares) e 2011 (-531.830,2 hectares). E, os anos que indicam área queimada negativa mais próxima da média foram em ordem decrescente: 2010 (-74.629,75 hectares), 2004 (-76.000,9 hectares) e 1994 (-79.974,6 hectares).

Tabela 1: Valores de área queimada positiva (acima da média) e negativa (abaixo da média) no bioma Pantanal de 1989 a 2020, destacando a média de 30 anos calculada.

Ano	Área Queimada (ha)	Área Queimada (abaixo e acima da média) (ha)
1989	307097,55	-456772,45
1990	650592,72	-113277,28
1991	1069307,10	305437,1
1992	318661,29	-445208,71
1993	1710783,99	946913,99
1994	683895,33	-79974,67
1995	1057591,71	293721,71
1996	907123,50	143253,5
1997	401621,22	-362248,78
1998	577718,10	-186151,9
1999	2608761,15	1844891,15
2000	539962,20	-223907,8
2001	1359688,05	595818,05
2002	1658947,59	895077,59
2003	302796,45	-461073,55
2004	687869,10	-76000,9
2005	1571199,75	807329,75
2006	269415,54	-494454,46
2007	881917,92	118047,92
2008	437980,68	-325889,32
2009	630032,85	-133837,15
2010	689240,25	-74629,75
2011	232039,80	-531830,2
2012	949970,43	186100,43
2013	272429,10	-491440,9
2014	167467,05	-596402,95
2015	435144,60	-328725,4
2016	786447,72	22577,72
2017	575910,36	-187959,64
2018	174486,87	-589383,13
2019	1257262,29	493392,29
2020	2440349,19	1676479,19
Média de 30 anos =		
763.870 hectares		

Fonte: a autora (2023).

Figura 4: Área queimada, em hectares, acima (em vermelho) e abaixo (azul) da média de 30 anos no bioma Pantanal.



Fonte: a autora (2023).

4.2. Análises de correlação

4.2.1. Remoção de variáveis altamente correlacionadas

Ao aplicar o coeficiente de correlação de *Spearman* no banco de dados contendo 217 elementos obteve-se a matriz de correlação. Porém, a mesma demonstrou muitas informações o que dificultou a interpretação devido ao grande número de dados contidos no banco. Dessa forma, fez-se o procedimento de remoção das variáveis que julgavam altamente correlacionadas a 75% (APÊNDICE A (A4)). No total foram retiradas 107 variáveis.

Posteriormente, verificou-se que 109 elementos restaram nessa primeira etapa de remoção (APÊNDICE A (A5)).

4.2.2. Remoção de variáveis por importância

Com a informação de que haviam 109 elementos restantes após a primeira remoção, optou-se por utilizar a função *Recursive Feature Elimination* (RFE) para a remoção das variáveis de acordo com sua importância. Após essa segunda retirada, obtiveram-se 8 variáveis restantes, as quais foram: soil_c_AM_t2, pdsi_c_MT_t1, ndmi_c_P_t1, soil_s_P_t0, aet_s_AM_t0, vpd_c_P_t0, soil_c_C_t1, pdsi_s_AM_t0.

4.3. Algoritmos Random Forest e Support Vector Machine

Os dois algoritmos utilizados neste trabalho foram *Random Forest* e *Support Vector Machine*. Sendo assim, ao realizar a modelagem obtiveram-se as métricas dos mesmos, para avaliar a qualidade deles. A principal métrica analisada foi a acurácia de cada um (Tabela 2).

Tabela 2: Métricas dos modelos *Random Forest* e *Support Vector Machine*.

Modelos	
Algoritmos	Acurácia
Random Forest	0.87500
Support Vector Machine	0.65625

Fonte: a autora (2023).

O algoritmo *Random Forest* apresentou melhor acurácia (0.87500), sendo assim foi o escolhido para os processamentos seguintes nesse trabalho.

4.4. Variáveis de Importância

Como o algoritmo *Random Forest* apresentou melhor métrica, o mesmo foi usado para obter as variáveis de importância. Em seguida, ao separar as variáveis em biosféricas, climáticas/agroclimática e por biomas, fez-se a escolha de mais variáveis que são importantes para este trabalho por terem significância e coerência (Tabela 3).

Tabela 3: Variáveis de importância obtidas através do algoritmo *Random Forest* e suas respectivas porcentagens obtidas do banco de dados completo e também por cada bioma.

Variável	Porcentagem (%)	Classificação
soil_c_AM_t2	100.00	A
soil_s_P_t0	61.21	A
soil_s_AM_t0	41.44	A
aet_s_AM_t0	28.51	C
vpd_c_AM_t2	31.36	C
pr_s_P_t0	45.34	C
vpd_c_P_t0	71.99	C
pdsi_c_MT_t1	73.67	C
ndmi_c_P_t1	92.88	B
evi_s_P_t0	90.66	B
ndmi_s_P_t2	74.12	B
evi_c_MT_t0	58.68	B
ndmi_c_P_t0	51.43	B

Fonte: a autora (2023).

Nota: soil_c_AM_t2 = Umidade do solo na estação chuvosa no bioma Amazônia em t-2; soil_s_P_t0 = Umidade do solo na estação seca no bioma Pantanal no tempo t0; aet_s_AM_t0 = Evapotranspiração Atual na estação seca no bioma Amazônia em t0; vpd_c_AM_t2 = Déficit de Pressão de Vapor na estação chuvosa no bioma Amazônia em t-2; pr_s_P_t0 = Precipitação Acumulada na estação seca no bioma Pantanal em t0; pdsi_c_MT_t1 = Índice Severidade de Seca de Palmer na estação chuvosa no bioma Mata Atlântica em t-1; ndmi_c_P_t1 = Índice de Umidade por Diferença Normalizada na estação chuvosa no bioma Pantanal em t-1; evi_s_P_t0 = Índice de Vegetação Melhorado na estação seca no bioma Pantanal em t0; evi_c_MT_t0 = Índice de Vegetação Melhorado na estação chuvosa na Mata Atlântica em t0; A = variável classificada como agroclimática; C = Variável classificada como climática; B = variável classificada como biosférica.

Dentre as variáveis contidas no banco de dados, tem-se que as mais importantes definidas pelo algoritmo *Random Forest* com a entrada do banco de dados completo foram, principalmente as classificadas como climáticas (pdsi; aet; vpd). O Índice Severidade de Seca de Palmer (pdsi) no bioma Mata Atlântica no período chuvoso do ano anterior aos incêndios (t-1) apresentou importância de 73.67% para segregação das classes de área queimada nas árvores de decisão. Porém, deve-se destacar que a Umidade do solo (soil) na Amazônia no t-2

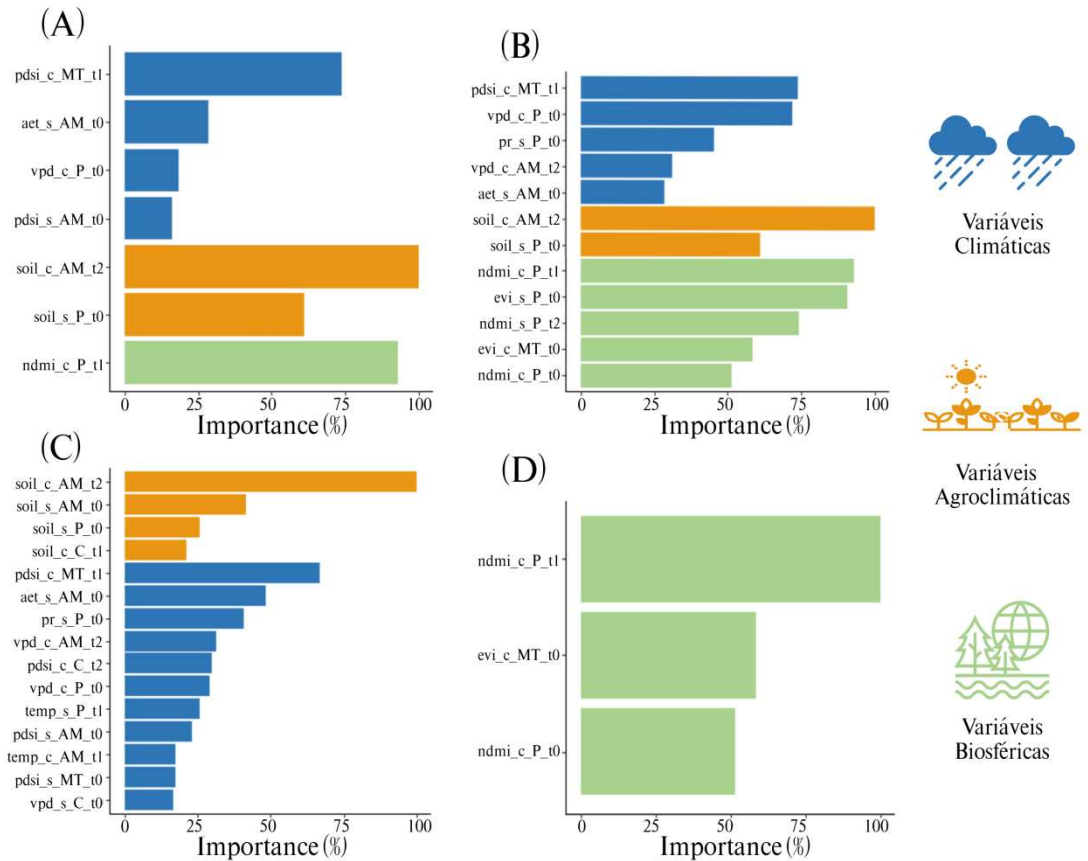
foi um direcionador expressivo no período chuvoso (100%). O Índice de Umidade por Diferença Normalizada (ndmi) da vegetação pantaneira no ano anterior ao incêndio apresentou importância de 92,88% (Figura 5A).

Fazendo a junção desses três elementos, verifica-se que todos estão relacionados à umidade presente na vegetação e no ambiente em que está inserida a vegetação. Logo, pode-se deduzir que em locais onde o ambiente se encontra mais seco e com a umidade do solo inferior ao habitual, mesmo que em períodos chuvosos, as plantas estarão mais secas e também reduzirão sua evapotranspiração. Ou seja, se nos biomas adjacentes está ocorrendo desequilíbrio, estes podem interferir na dinâmica do Pantanal, tanto é que a umidade do solo desta parte obteve importância de 61,21%.

Ao analisar o conjunto de variáveis obtidas pela rodagem do *Random Forest* para cada bioma, encontraram-se as variáveis de importância mostradas na Figura 5B. Existem variáveis que continuaram com a hierarquia de importância, confirmando a relevância que possuem para o estudo (exemplo: soil_c_AM_t2; ndmi_c_P_t1; pdsi_c_MT_t1). Também, há aquelas que, ao analisar os biomas individualmente, apresentaram porcentagem maior para o agrupamento de cada bioma (exemplo: soil_s_P_t0 (72,34%); evi_s_P_t0 (90,66%) e vpd_c_P_t0 (71,99%)), se comparado com a análise de todas as variáveis juntas. Avaliando somente no Pantanal, as variáveis Déficit de Pressão de Vapor e o Índice de Vegetação Melhorado manifestaram altas porcentagens.

As mesmas características podem ser notadas nas análises dos grupos climáticos/agroclimáticos e biosféricos (Figura 5C, 5D) no qual a umidade do solo na Amazônia, a seca na Mata Atlântica e o ndmi do Pantanal se sobressaem.

Figura 5: Representação das variáveis de importância provenientes dos resultados da execução do algoritmo *Random Forest* com a entrada do banco de dados original (A), com a entrada dos dados dos biomas separadamente (B), o ingresso do conjunto de variáveis climáticas (C) e banco de dados de variáveis biosféricas (D).



Fonte: a autora (2023).

Nota: (A) é composto pelas variáveis de importância obtidas pelo *Random Forest* quando ingressou com o banco de dados completo de todos os biomas no *software R*. (B) se trata das variáveis que estão no gráfico (A) acrescido das variáveis que também foram importantes quando executou o algoritmo *Random Forest* separadamente para cada bioma, ou seja, as variáveis resultantes foram acrescentadas às que já existiam quando o *Random Forest* foi executado para todo o conjunto de dados. (C) são as variáveis de importância do resultado da execução do *Random Forest* para o conjunto de variáveis climáticas/agroclimáticas somente. (D) são as variáveis de importância do resultado da execução do *Random Forest* para o conjunto de variáveis biosféricas somente.

4.5. Análise gráfica através da comparação dos grupos

Foram analisadas também as variáveis que apresentaram diferença significativa entre grupos (Tabela 4), também como uma forma de verificar a coerência das variáveis selecionadas como importantes pelo algoritmo *Random Forest*. O gráfico *ViolinPlot* se trata da combinação do Histograma e o *BoxPlot*. Seu diferencial é a capacidade de exibir a densidade dos dados, ou seja, a distribuição dos dados pode ser verificada através da espessura do violino. Os locais onde o violino apresenta maiores dimensões são onde há a concentração de elementos e menores indica baixa concentração. As divisões desse modelo são da seguinte forma: parte de baixo e de cima do violino mostram o limite inferior e superior, respectivamente. No *BoxPlot* tem-se o primeiro, o segundo e o terceiro quartil, os quais são delimitados pelas linhas. Os pontos fora do *ViolinPlot* são os *outliers* (Figura 6A, 6C, 6E, 6G, 7A, 7D, 7E).

O Déficit de Pressão de Vapor na estação chuvosa no Pantanal foi menor quando a área queimada no decorrer dos 32 anos foi abaixo da média (*Below*) e maior para as áreas que queimaram acima da média (*Above*) (Figura 6A). Em ambos, a concentração dos dados se deu próximo da mediana, sendo que, o violino em vermelho apresentou o desvio padrão maior entre o primeiro e segundo quartil. Quando o solo no Pantanal continha maior umidade, foi identificado áreas queimadas abaixo da média e vice-versa (Figura 6B), sendo coerente na interpretação dos resultados. A vegetação da Amazônia apresentou valores mais baixos de evapotranspiração quando ocorrem incêndios de grande porte (Figura 6C), pois se a vegetação não contém água suficiente para seu desenvolvimento ela se torna seca e propícia para o fogo e sua propagação. Considerando a precipitação no Pantanal (Figura 6D), nos períodos onde foi mais baixa, a área que queimou foi acima da média e o contrário também ocorreu.

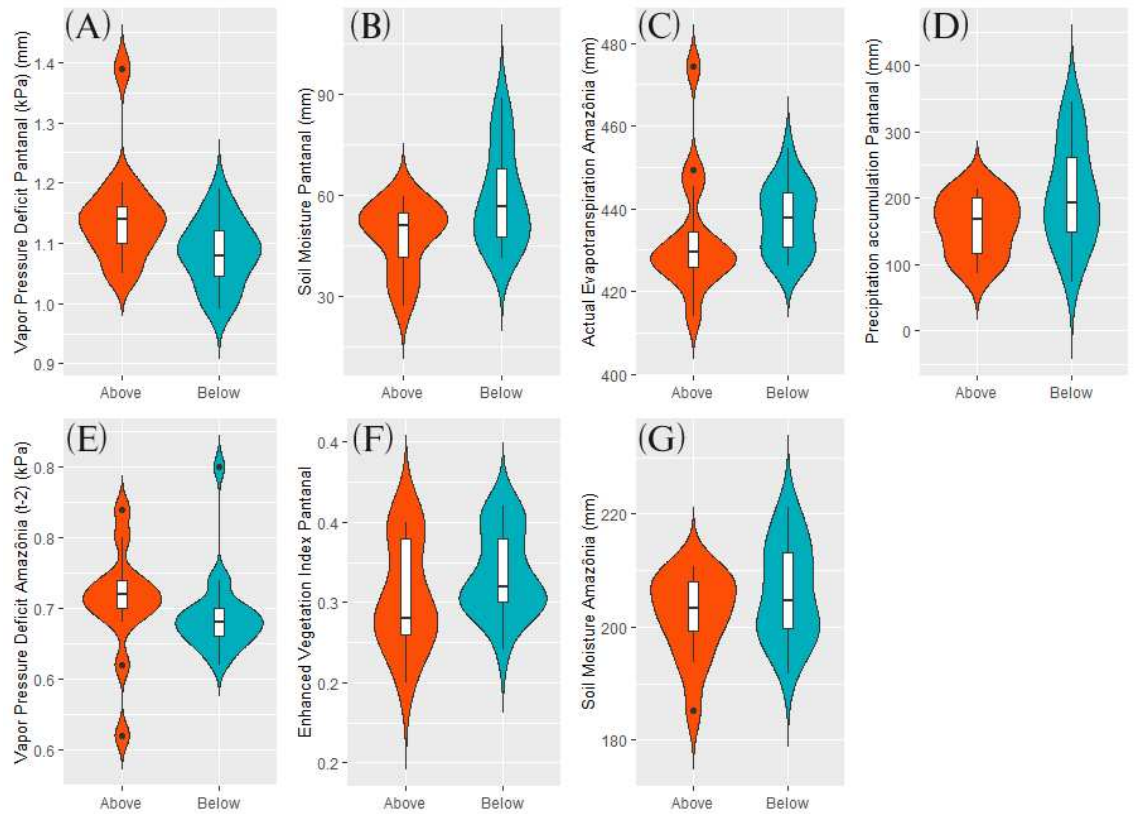
O Déficit de Pressão de Vapor na Amazônia em (t-2) com mediana maior no violino vermelho assinala que houve maior secagem da vegetação pelo ar quando as áreas se incendiaram mais, tendo a concentração dos dados mais ao centro e com pouco desvio padrão (Figura 6E). A vegetação do Pantanal mostrou menor verdor quando a área queimada foi alta, o que pode estar ligado com a seca das plantas que também tinham baixa evapotranspiração e umidade do solo. Como também, nota-se maior umidade do solo na Amazônia quando os incêndios foram abaixo da média, mostrando a ligação de um bioma com outro e com a ocorrência de fogo em altas e baixas extensões de áreas atingidas (Figura 6F, 6G).

Tabela 4: Variáveis obtidas a partir da comparação de grupos que possuem significância.

Variável	Above	Below	p_geral
soil_s_P_t0	51.0 [41.7;54.6]	56.5[47.4;68.0]	0.068
evi_s_P_t0	0.29 [0.28;0.34]	0.31[0.30;0.34]	0.116
vpd_c_P_t0	1.14 [1.10;1.16]	1.08[1.04;1.12]	0.017
aet_s_AM_t0	429 [426;434]	438[431;444]	0.074
pr_s_P_t0	169 [117;200]	194[149;261]	0.103
soil_s_AM_t0	203 [199;208]	205[200;213]	0.242
vpd_c_AM_t2	0.71 [0.70;0.72]	0.69[0.68;0.70]	0.071
pdsi_s_AM_t0	-0.09 [-0.49;0.34]	0.51 [-0.20;1.28]	0.088
aet_s_C_t0	214 [196;226]	234 [204;255]	0.081
pdsi_s_C_t0	-1.10 [-2.28;-0.65]	-0.13 [-1.77;0.59]	0.046
pdsi_c_MT_t0	-0.17 [-1.23;0.52]	0.31 [-0.18;0.99]	0.081
aet_s_P_t0	217 [182;247]	274 [234;319]	0.002
pdsi_s_P_t0	-0.10 [-1.14;0.47]	1.61 [-0.56;2.64]	0.046

Fonte: a autora (2023).

Figura 6: *ViolinPlot* das variáveis obtidas pelo *Random Forest*.

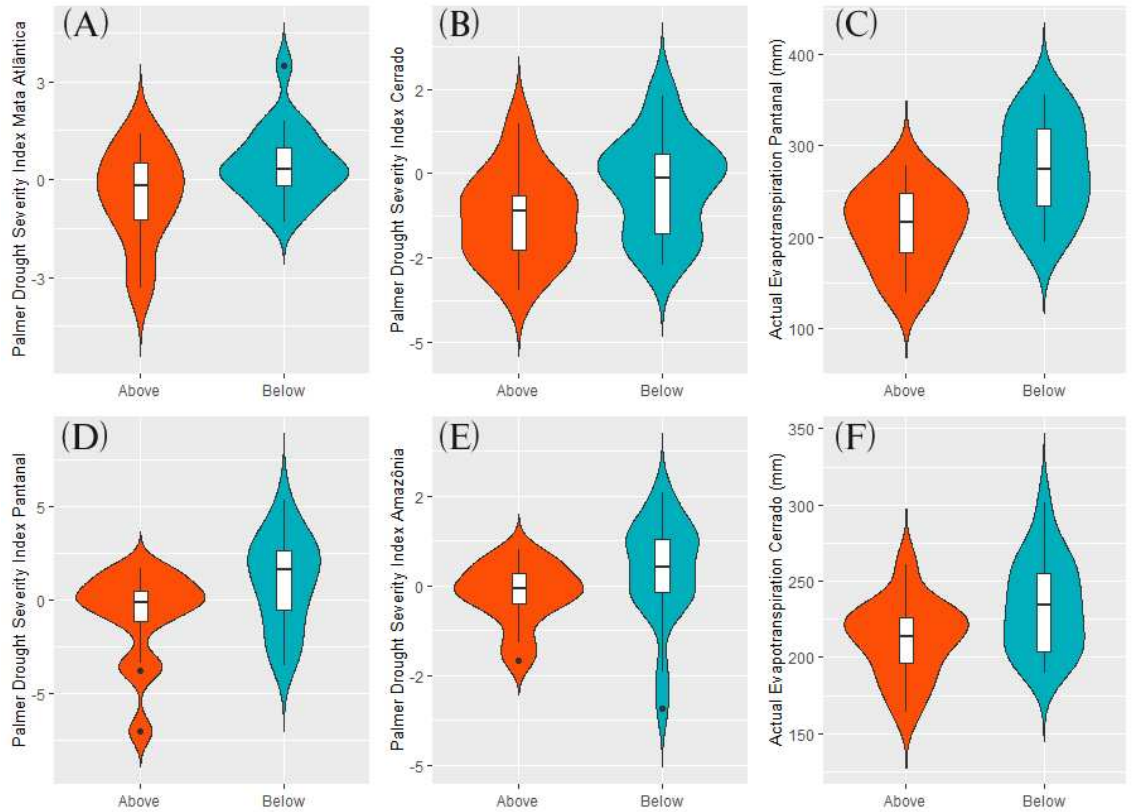


Fonte: a autora (2023).

O Índice Severidade de Seca de Palmer, nos quatro biomas, designa que quanto mais negativo os valores de pdsi, mais seco está o ambiente em que a vegetação está inserida, ou seja, os níveis de precipitação se encontram baixos disponibilizando o combustível para a propagação do fogo e causa de grandes incêndios (Figura 7A, 7B, 7D, 7E). A evapotranspiração do Cerrado e Pantanal mostram dados distribuídos de forma mais homogênea nos violinos azuis com áreas menores sendo atingidas pelo fogo (Figura 7C, 7F).

Como adendo, os dados de ndmi que foram considerados de importância pelo algoritmo *Random Forest*, não mostraram valores coerentes com a interpretação correta da variável, ou seja, quanto mais alto o ndmi menos estresse hídrico a vegetação está passando e menor a possibilidade de grandes incêndios, mas, ao fazer a comparação dos grupos, os resultados foram invertidos. Uma possibilidade para essa ocorrência pode estar relacionado ao número de amostras, pois se trabalha com banco de dados extensos quando se utiliza algoritmos de árvores de decisão e, neste trabalho utilizou-se um conjunto menor.

Figura 7: *ViolinPlot* das demais variáveis que foram avaliadas por bioma.



Fonte: a autora (2023).

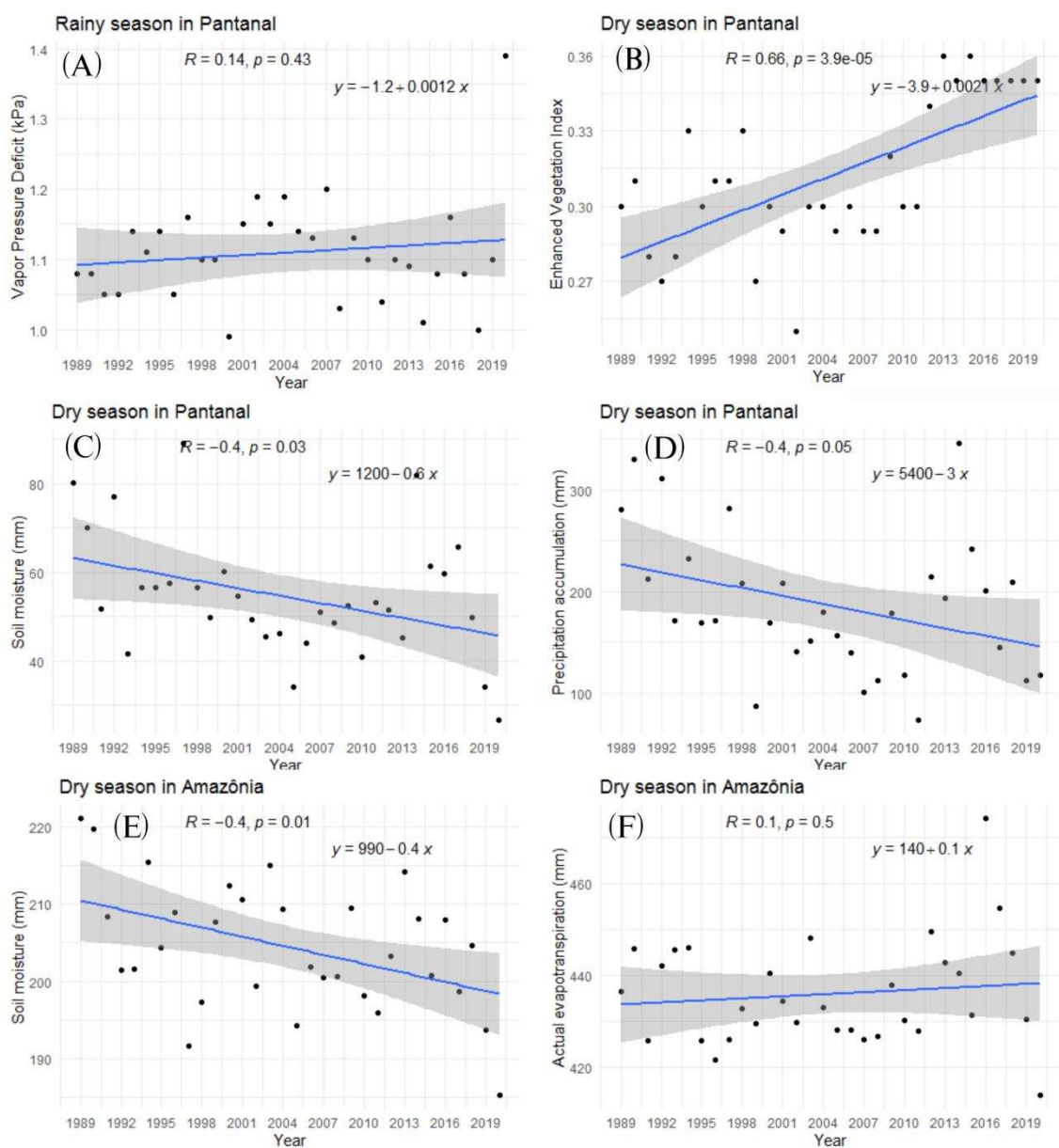
4.6. Tendências

A verificação da tendência das variáveis é relevante para compreender o comportamento destas mediante o passar dos anos e, com isso, estabelecer a melhor interpretação dos dados.

Na estação seca, no bioma Pantanal, a umidade do solo e a precipitação acumulada atingiram proporções muito baixas, ou seja, nessa temporada a propensão é que, de fato, haja menos chuva e todo o local esteja mais seco, porém com o decorrer dos anos o declínio foi ainda maior até 2020 (Figura 8C, 8D). Apesar de que o Índice de Vegetação Melhorado foi crescente, com valores semelhantes nos últimos cinco anos, nesta série temporal (Figura 8B). Na estação chuvosa deste bioma, onde o ideal seria obter vegetações com níveis de água adequados a sua sobrevivência e produção encontrou-se que o Déficit de Pressão de Vapor seguiu um direcionamento crescente, sendo o ano de 2020 o mais alto (Figura 8A), assimilando que está sendo retirada muita umidade da planta pela atmosfera causando um déficit desse elemento.

Ainda em períodos de seca, o bioma Amazônia teve o comportamento decrescente em relação à Umidade do solo e a evapotranspiração não passou por grandes modificações em suas tendências. Ambas, tiveram como valores discrepantes o ano de 2020 (este ano é o último mostrado em cada gráfico, apesar da sequência ir até 2019 no eixo das abscissas)(Figura 8E, 8F), o qual se consolidou como o ano da queima histórica do bioma Pantanal devido a grande quantidade de focos de calor.

Figura 8: Análise do comportamento das variáveis obtidas pelo RF em tempos t_0 's.

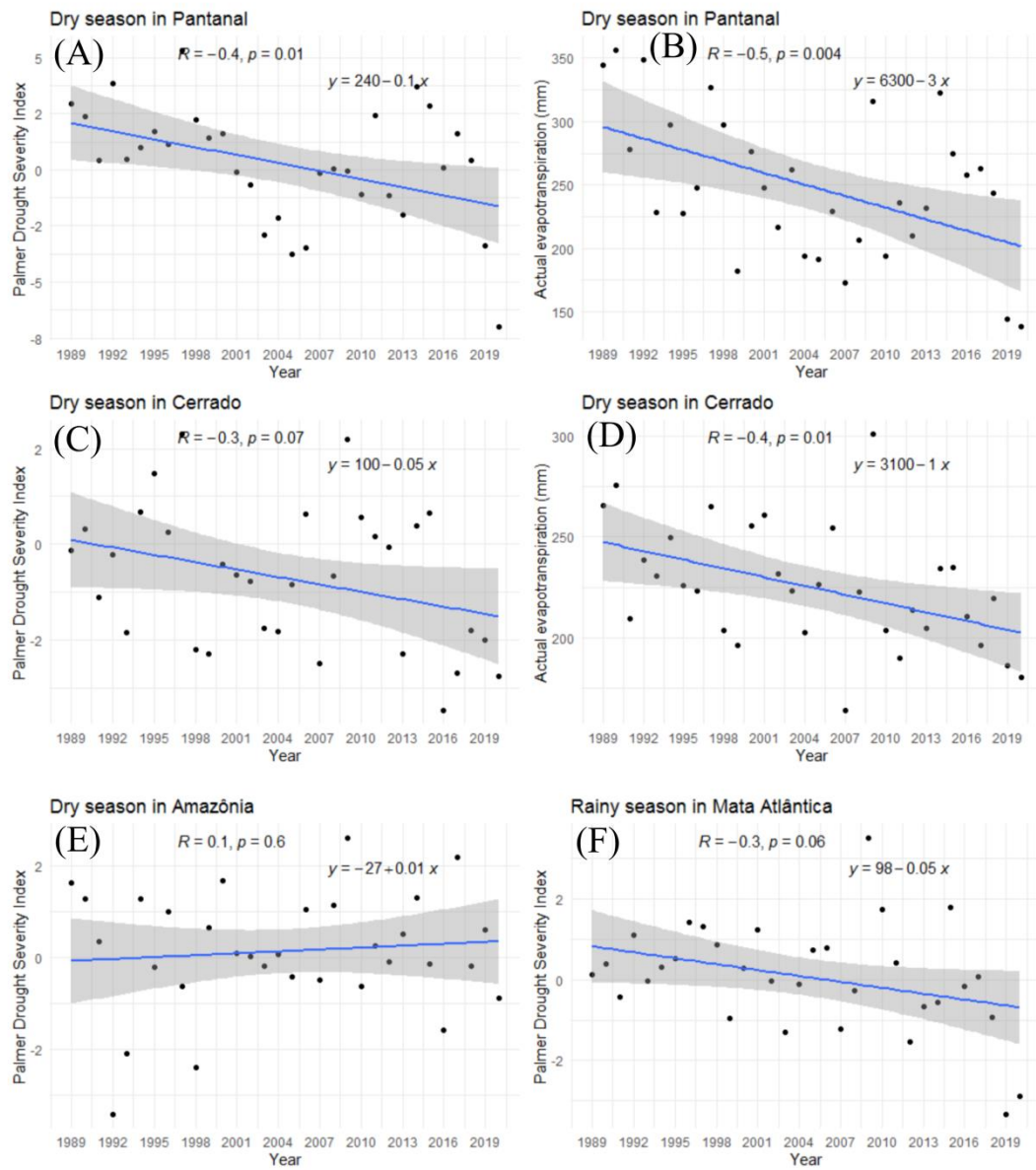


Fonte: a autora (2023).

No Pantanal, considerando a estação seca (Figura 9A, 9B), o Índice Severidade de Seca e a evapotranspiração mostraram a tendência dos dados decrescente, ou seja, os valores do ano de 2020 foram muito inferiores aos demais, apesar de estes terem decaído em alguns outros anos também. O mesmo acontecimento se passou no bioma Cerrado, um local onde o ecossistema está associado ao fogo, os níveis de seca e evapotranspiração caíram, porém os menores valores foram observados no ano 2016 e 2007, respectivamente (Figura 9C, 9D).

O Índice Severidade de Seca da Amazônia, na estação seca, apresentou um pequeno aumento, tendo como o ano mais seco em 1992 e o menos em 2009 (Figura 9E). O bioma Mata Atlântica, em épocas chuvosas, exibiu a tendência negativa para o índice de seca (aumento da severidade das secas), ou seja, mesmo que seja em um momento onde os níveis de recursos hídricos deveriam ser abundantes, houve o predomínio da seca neste local. O ano mais crítico foi o de 2019 seguido por 2020 (Figura 9F), o que mostra que há um desequilíbrio ao que diz respeito à água e que deve ser analisado para amenizar maiores problemas com este bioma e os demais que estão no seu entorno.

Figura 9: Análise do comportamento das variáveis em tempos t_0 's.



Fonte: a autora (2023).

5. DISCUSSÕES

De acordo com os resultados apresentados, nos anos 1999 e 2020, o bioma brasileiro Pantanal foi acometido por incêndios em extensas áreas considerando a escala analisada de 1989 a 2020. Desde 1999, a Embrapa Pantanal realiza monitoramento de ocorrências de incêndios e busca entender a relação das variáveis meteorológicas neste bioma (SORIANO, 2012). Com os índices de perigo disponíveis podem-se verificar as chances de haver incêndios, associando-as com as questões climáticas e procurar ações preventivas para evitar ou minimizar sua propagação (EMBRAPA, 2020).

Todos os procedimentos realizados neste estudo foram baseados em macroescala, ou seja, não consideramos apenas uma pequena parcela de uma região, mas um todo como os quatro biomas brasileiros Amazônia, Cerrado, Mata Atlântica e Pantanal. Há a teoria da percolação, a qual possui papel importante na compreensão do movimento dos elementos e organismos na paisagem. Uma situação semelhante pode ser observada com a propagação do fogo, o qual se movimenta de acordo com a paisagem e tudo o que está presente, dando um conhecimento em macroescala e macroecológico (MOLONEY *et al.*, 2021).

Sendo assim, objetivamos entender a associação de variáveis agroclimáticas do Pantanal e biomas adjacentes, com a ocorrência de incêndios florestais acima da média histórica. Contudo, entende-se, que a ocorrência do fogo está também associada às características do material combustível em escalas mais finas no espaço e no tempo, bem como com a ignição. Para a ocorrência do fogo é necessário oxigênio, calor e material combustível, em se tratando de incêndios florestais, pode-se observar esses três elementos como sendo, respectivamente: clima, ignição e vegetação (CHEN, 2021).

As enchentes presentes no Pantanal são responsáveis pelas variações espaciais e temporais dos processos químicos, biológicos e socioeconômicos (IVORY *et al.*, 2019). E, essa bacia pantaneira se trata de uma zona sedimentar, pois é cercada por planaltos e assim, sofre mudanças na paisagem devido à degradação juntamente com as mudanças climáticas (LOUZADA *et al.*, 2021). Também, se trata de um mosaico de biodiversidade, pois abrange vegetação dos biomas adjacentes. Em períodos com baixa umidade do solo e precipitação, pode ocorrer o acúmulo de biomassa seca no solo, a qual pode estar interligada com a queda das folhas como mecanismo de defesa ao agente estressor por parte da planta. E, esse acúmulo proporciona um ambiente propício para a propagação do fogo, uma vez que há combustíveis para isso (BRANDO *et al.*, 2019).

Com a redução do transporte de ar quente e úmido da Amazônia para o Pantanal, as chuvas neste bioma também cessaram na estação que deveria ser chuvosa de 2019 e 2020. Esta situação ocasionou seca extrema no Pantanal, fazendo com que os níveis do Rio Paraguai ficassem muito baixos e, a biomassa muito seca se tornando um local para o alastramento do fogo (MARENGO, 2021). Isto mostra que o conjunto: clima, vegetação e ignição estão muito relacionados, pois o desequilíbrio é um deles afeta os demais e podem favorecer o acontecimento de desastres irreparáveis.

O bioma Pantanal sofreu uma queima história no ano de 2020, no qual foi registrada a maior seca dos últimos anos (PIRAJÁ *et al.*, 2023). Neste, foram observados mais de 6.000 focos de calor (INPE, 2023), uma vez que também foi notada a redução de aproximadamente 47,4 milímetros da precipitação média se comparada à década anterior (SOUZA *et al.*, 2023). Porém, em se tratando de cicatriz de fogo o ano de 1999 se destacou com uma vasta área queimada (Figura 4), a qual pode estar relacionada ao fenômeno El Niño-Oscilação do Sul (ENOS) do Oceano Pacífico Equatorial nos anos de 1997/98 que contribuiu para a redução das chuvas na região Amazônia (cerca de 40,7%) (DE SOUZA *et al.* 2022) em torno de 50% (SOUZA *et al.* 2015).

Considerando que há interação entre os recursos hídricos e o sistema hidrológico da Amazônia com o Pantanal, a diminuição de chuva naquele bioma contribuiu na redução do nível de chuva no ano de 1999 no bioma deste estudo (87,25 milímetros) na estação seca. Assim, tendo as áreas úmidas do bioma Pantanal passando por um período de maior seca, a região se torna mais vulnerável à propagação do fogo, uma vez que esse vem do planalto em direção às várzeas e encontra um local onde o Rio Paraguai se encontra com o nível muito baixo (DAMASCENO-JUNIOR *et al.*, 2022).

Além disso, observaram-se anomalias negativas da temperatura da superfície do oceano, ou seja, o fenômeno La Niña. Este contribui para as diferenças de precipitação em várias regiões, sendo o aumento da chuva na parte norte e nordeste do Brasil e diminuição na região Centro-Oeste e Sul (MARENGO *et al.*, 2023), podendo ser um outro fator que favorece a seca na região de estudo. Como pode ser visto no trabalho de Damasceno - Junior *et al.* (2022), o ano de 2014 apresentou a menor área afetada pelos incêndios florestais no bioma Pantanal e o nível do Rio Paraguai variou de 1 a aproximadamente 4,2 metros, acima do nível de transbordo do Rio (cerca de 4 metros) observando a escala de Ladário.

Há uma grande diferença em analisar os dados sob a perspectiva dos focos de calor e sob as cicatrizes de fogo. Os dados de foco de calor são obtidos através do sensor MODIS, o qual é responsável por detectar as anomalias de temperaturas por algoritmos de detecção de focos de calor levando em conta as informações das bandas do infravermelho médio e termal. A resolução temporal é de 1 a 2 dias e pode considerar as emissões resultantes de ocorrências menores (VAN DER WERF *et al.*, 2017). Já a quantificação das cicatrizes de fogo obtidas pela plataforma MapBiomas, são detectadas pelo Landsat 5, 7 e 8 através de reflectância e retorno a cada 16 dias (MAPBIOMAS, 2023). Logo, avaliar os dados sob esses distintos aspectos requer atenção para que não ocorram interpretações equivocadas.

O método utilizado para realizar a média da extensão de área queimada em cada ano, em hectares, correspondente a 30 anos, também pode ser encontrada em outros trabalhos. Junges (2020) utilizou a média climática para compreender fenômenos climáticos e analisar condições locais. Kolstad (2020) trabalhou no entendimento do impacto das mudanças climáticas na economia, ou seja, esse tipo de cálculo já é usado em outros estudos e é importante para que se faça a relação entre as variáveis de forma mais precisa e clara.

A dinâmica de incêndios florestais no bioma Pantanal é compreendida a partir da observação e interpretação dos valores acima e abaixo da média de áreas queimadas. Os principais fatores contribuintes para a ocorrência desses incêndios também é uma informação importante e que envolve métodos computacionais. Com o uso do algoritmo RF obteve-se que as principais variáveis de importância foram o Índice Severidade de Seca de Palmer (pdsi) no bioma Mata Atlântica, a Umidade do solo na Amazônia e a Umidade da vegetação pantaneira. No trabalho de Wang *et al.*, (2019), analisaram as variáveis mais importantes para a capacidade preditiva da Evapotranspiração de Referência em uma região da China. Estudos relacionados à ocorrência de incêndios florestais, frequência de incêndios e área queimada também utilizaram variáveis de importância para compreender esses acontecimentos. Alguns buscaram dados climáticos como a precipitação e temperatura anual (AI-FENG, 2011).

Ma (2020) concluiu que usar a modelagem *Random Forest* com o intuito de analisar as variáveis de importância de seu trabalho em relação à ocorrência de incêndios florestais no território chinês, resultou em bons questionamentos, uma vez que, a capacidade preditiva do algoritmo foi de 70,0% a 91,4% e, que um dos fatores mais importantes sobre o fogo na região foi à temperatura do ar, a qual também teve valor considerável neste trabalho, como pode ser visto na Figura 5C.

As variações que ocorrem na umidade do solo podem trazer problemas sérios nos setores de agricultura, abastecimento hídrico e ameaça a segurança alimentar da população. A nível nacional tem-se que a umidade do solo diminuiu 0,5% ao ano. Em se tratando de biomas, constatou-se que a Mata Atlântica e o Cerrado não apresentaram variações significativas, porém o bioma Amazônico proporcionou respostas de alta redução na umidade do solo e o Pantanal, uma tendência positiva, considerando a escala de 2009 a 2015 (RIBEIRO *et al.*, 2021). Porém, desde 2019, o bioma Pantanal sofre por uma seca prolongada, a qual é recorrente devido à redução das massas de ar atmosférico, quentes e úmidas, vindas da Amazônia. A predominância de massas de ar quente e seca colaborou para a carência de chuva na região. A rede hidrográfica do bioma foi completamente afetada, visto que, o rio Paraguai apresentou níveis muito baixos impossibilitando, até mesmo, o seu uso para transporte de insumos (MARENGO *et al.*, 2021).

O alto Déficit de Pressão de Vapor (VPD) e a baixa precipitação foram observados no Pantanal nos anos de incêndios acima da média. Estes dois elementos meteorológicos também foram destacados nos estudos de Ribeiro *et al.*, (2022), no qual constatou-se que na região de Xingu e Pantanal o decréscimo da precipitação tem levado à ocorrência de incêndios, porém o VPD se destaca mais.

A Mata Atlântica também tem apresentado impactos no balanço hídrico devido às secas nos últimos anos. A própria floresta tropical tem seus mecanismos para sobreviver mediante a falta de água, como a desfolha e a busca pelo recurso em solos mais profundos. A precipitação, nos anos 2013 e 2014 atingiram valores menores, abaixo da média. Já a umidade do solo, apresentou um ganho à medida que se aumentou a profundidade, ou seja, nas áreas mais próximas à superfície notou-se menos água no solo, sendo esta incentivada pela variação espacial da precipitação (RODRIGUES *et al.*, 2021). Ainda em Rodrigues *et al.* (2021) verificou-se que a floresta respondeu de maneira diferente o déficit hídrico na estação chuvosa, aumentando a quantidade de água disponibilizada para a atmosfera e baixa percolação.

Compreender o balanço hídrico em grandes escalas espaciais é importante para analisar os principais elementos que compõem e investigar a interação atmosfera-solo-planta do ambiente, os quais podem levar a estudos pertinentes e aplicáveis (PENATTI, 2015). O segundo componente mais importante do ciclo hidrológico é a evapotranspiração, porém ainda existem muitas dificuldades em encontrar modelos capazes de estimá-la de forma

correta devido à variação espacial e complexidade das intercorrências locais (FERREIRA *et al.*, 2021).

Na região do Cerrado, onde há muitas atividades relacionadas à agricultura, podem ocorrer conflitos quanto ao uso da água, uma vez que já existe a preocupação com os níveis desse recurso que se torna mais limitada. Uma maneira de amenizar as adversidades sobre o uso da água seria realizar planejamentos que foquem na eficiência do uso e também conscientizar aos usuários sobre isso (VELOSO *et al.*, 2022), porém há a complexidade dos dados por não estarem em escalas corretas de avaliação (FARIAS *et al.*, 2020; ALTHOFF *et al.*, 2022).

Sugere-se que futuros estudos analisem os fatores que influenciam a ocorrência de fogo entre escalas, do campo a macroescala abordada no presente estudo. Apesar do número amostral não ser extenso, obtiveram-se resultados condizentes e satisfatórios para a pesquisa, os quais mostraram os direcionadores de macroescala que estão associados com o aumento de fogo no bioma Pantanal. Além disso, conseguiu-se verificar que há associação agroclimática entre as regiões do Brasil (ARÉVALO *et al.*, 2023) e que esta pode ser o principal fator para a ocorrência de incêndios em amplas áreas no bioma Pantanal.

6. CONCLUSÕES

Com o uso de aprendizado de máquina, pode-se, através de algoritmos, compreender as principais variáveis agroclimáticas do bioma Pantanal e biomas adjacentes associadas à ocorrência de incêndios florestais acima da média no Pantanal. Umidade do solo no bioma Amazônia em t-2, o Índice Severidade de Seca de Palmer na Mata Atlântica em t-1 e o Índice de Umidade por Diferença Normalizada em t-1 no Pantanal foram às variáveis mais importantes para a classificação de incêndios acima da média. Ou seja, as condições edafo bioclimáticas dos anos precedentes no Pantanal e biomas adjacentes demonstram a ocorrência de um possível efeito cascata de eventos de seca de ampla escala, que atingem grande parte do território brasileiro, com a ocorrência de incêndio extremo no Pantanal.

A análise de distribuição dos dados demonstrou haver relação positiva entre incêndios acima da média no bioma Pantanal e o aumento no déficit de pressão de vapor e a redução da umidade do solo e da precipitação no Pantanal e nos biomas adjacentes.

A redução da cobertura florestal não foi indicada como variável importante, apesar do aumento desmatamento em todos os biomas analisados. Porém, o presente trabalho ressaltou a associação das variáveis relacionadas ao clima do Pantanal e biomas adjacentes com a ocorrência de incêndios extremos na região. A análise de tendência indica aumento da seca em todos os biomas, o que sugere um aumento na frequência de incêndios extremos no bioma pantaneiro.

Como implicação prática deste trabalho destaca-se a importância da prontidão das equipes responsáveis por combate aos incêndios no Pantanal. Quando eventos extremos de seca (ainda em anos anteriores) são observados não apenas *in loco*, mas também nos outros biomas brasileiros, espera-se a alocação de recursos para o combate de incêndios extremos no bioma pantaneiro.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABATZOGLOU, J.T. *et al.* Terraclimate, a high-resolution global dataset of monthly climate and climatic water balance from 1958-2015. **Scientific Data**, v. 5, 2018.
- ABRAM, N. J. *et al.* CONNECTIONS OF CLIMATE CHANGE AND VARIABILITY TO LARGE AND EXTREME FOREST FIRES IN SOUTHEAST AUSTRALIA. **COMMUNICATIONS EARTH & ENVIRONMENT**, v.2, 2021.
- AI-FENG, L. U. Study on the relationship among forest fire, temperature and precipitation and its spatial-temporal variability in China. **Agricultural Science & Technology - Hunan**, v. 12, n.9, 2011.
- ALHO, C. J. R.; SILVA, J. S. V. Effects of severe floods and droughts on wildlife of the Pantanal wetland (Brazil) - A review. **Animals, Basel**, v. 2, n. 4, p. 591-610, 2012.
- ALHO, C. J.; SABINO, J. Seasonal Pantanal flood pulse: Implications for biodiversity. **Oecologia Aust**, v. 16, 2012.
- ALTHOFF, D.*et al.* Predicting runoff series in ungauged basins of the Brazilian Cerrado biome, **Environmental Modelling Software**, v. 149, 2022.
- APARECIDO, L. E. O.*et al.*, Climate changes and their influences in water balance of Pantanal Biome. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 143: p. 659–674, 2020.
- ARAGÃO, L. E. *et al.* 21st Century drought-related fires counteract the decline of Amazon deforestation carbon emissions. **Nature Communications**, v. 9, n. 536, 2018.
- ARÉVALO, S. M. M. *et al.* Past and Future Responses of Soil Water to Climate Change in Tropical and Subtropical Rainforest Systems in South America, **Atmosphere**, v. 14, 2023.
- ARTAXO, P. *et al.* As três emergências que nossa sociedade enfrenta: saúde, biodiversidade e mudanças climáticas. **Estudos avançados**, v. 34, n. 100, 2020.
- ASSINE, M. L. *et al.* The quaternary alluvial systems tract of the Pantanal Basin, Brazil. **Brazilian Journal of Geology**, v. 45, n. 3, 2015.
- BAEK, J.; ALHINDI, T. J.; JEONG, M. K. Real-Time Fire Detection Algorithm Based on Support Vector Machine with Dynamic Time Warping Kernel Function. **Fire Technology**, v. 57, 2021.
- BRANDO, P. M. *et al.* Droughts, wildfires and Forest carbon cycling: a pantropical synthesis, Droughts, wildfires, and forest carbon cycling: a pantropical synthesis, **Annual Review of Earth and Planetary Sciences**, v. 47, 2019.
- BUSTAMANTE, M.M.C. *et al.* Tendências e impactos dos vetores de degradação e restauração da biodiversidade e dos serviços ecossistêmicos. In: BUSTAMANTE, M. M C **Embrapa Solos-Capítulo em livro científico** ed Cubo: São Carlos, 2019. p. 351.
- CALHEIROS, D.F.; OLIVEIRA, M.; PADOVANI, C.R. Hydro-ecological processes and anthropogenic impacts on the ecosystem services of the Pantanal wetland. In: CALHEIROS,

D. F; OLIVEIRA, M.; PADOVANI, C. R. **The South-American Pantanal and the International Experience**. 1. ed. Routledge, 2012. p.29.

CAMASTRA, F. *et al.* Prediction of environmental missing data time series by Support Vector Machine Regression and Correlation Dimension estimation. **Environmental Modelling and Software**. v.150, 2022.

CAMPELLO, L. G. B. *et al.* A PROTEÇÃO JURÍDICA INTERNACIONAL DO BIOMA PANTANAL NA ERA DO ANTROPOCENO À LUZ DAS CONSTITUIÇÕES DO BRASIL, BOLÍVIA E PARAGUAI. **Revista Direitos Culturais**, v. 16, n. 39, p. 101-119, 2021.

CANZIAN, W. P. *et al.* Diferentes concentrações de retardante de fogo em plantios de eucalipto. **Nativa**, v.4, n.4, 2016.

CATÁLOGO DE DADOS DO EARTH ENGINE. Terra Climate: Clima Mensal e Balanço Hídrico Climático para Superfícies Terrestres Globais, Universidade de Idaho. Disponível em: <https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/IDAHO_EPSCOR_TERRACLIMATE#bands> . Acesso em: 18 out 2022.

CHEN, L. C. A Novel Hierarchical Wildfire Alarm System Based on Vegetation Features, **Journal of Computer Science**, v. 32, 2021.

COSTA, M. S. S.; MELO, L. O. Dinâmica da regeneração natural após manejo e incêndio em área da floresta nacional do Tapajós. **Revista Ibero-Americana de Ciências Ambientais**, v.9, n. 6, 2018.

DA SILVA, J. B. *et al.* Temporal variability in evapotranspiration and energy partitioning over a seasonally flooded scrub forest of the Brazilian Pantanal. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 15, 2021.

DAMASCENO-JUNIOR, G. A. *et al.* Fire, Flood and Pantanal Vegetation. In: **Flora and Vegetation of the Pantanal Wetland**. Cham: Springer International Publishing, 2022. p. 661-688.

DAMASCENO-JUNIOR, G. A.; POTT, A. **Flora and Vegetation of the Pantanal Wetland**. ed. Springer, 2021.

DE LIMA, R. A. F. *et al.* The erosion of biodiversity and biomes in the Atlantic Forest biodiversity hotspot. **Nature communications**, v. 11, n. 1, p. 6347, 2020.

DE OLIVEIRA SANTOS, R. *et al.* NMDI application for monitoring different vegetation covers in the Atlantic Forest biome, Brazil. **Weather and Climate Extremes**, v. 33, 2021.

DE SOUZA, S. A. S. *et al.* VARIABILIDADE DA PRECIPITAÇÃO NA MESORREGIÃO SUL DO AMAZONAS EM DECORRÊNCIA DE EVENTOS DE EL NIÑO. **RA'EGA-O Espaço Geográfico em Análise**, v. 54, 2022.

EMBRAPA. Disponível em: <https://www.embrapa.br/>. Acesso em: 26 jun 2023.

FARIAS, D. B. S. *et al.* Performance evaluation of numerical and machine learning methods in estimating reference evapotranspiration in a Brazilian agricultural frontier. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 142, 2020.

FERREIRA, A. N. *et al.* Evaluation of evapotranspiration in Brazilian Cerrado Biome simulated with the SWAT model. **Water**, v. 13, n. 15, p. 2037, 2021.

GÉRON, A. **Mãos à Obra: Aprendizado de Máquina com Scikit-Learn & TensorFlow**. ed. Alta Books, 2019.

GIBSON, R. *et al.* A remote sensing approach to mapping fire severity in south-eastern Australia using sentinel 2 and random forest. **Remote Sensing of Environment**, v. 240, 2020.

GLOBAL FIRE MONITORING CENTER (GFMC). **Vegetation Fires and Global Change. Challenges for Concerted International Action**. A White Paper directed to the United Nations and International Organizations. Germânia, 2017. Disponível em: <<http://www.fire.uni->> Acesso em: 4 maio 2022.

GOMES, W.W. E. *et al.* SIMULAÇÃO DOS IMPACTOS DAS MUDANÇAS CLIMATICAS GLOBAIS NA EVAPOTRANSPIRAÇÃO DE REFERÊNCIA DA BACIA AMAZÔNICA BRASILEIRA. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 28, 2021.

HIGA, L. *et al.* Active Fire Mapping on Brazilian Pantanal Based on Deep Learning and CBERS 04A Imagery. **Remote Sensing**, v. 14, n. 3, 2022.

IMASUL. **Comitê aprova criação de Prêmio para incentivar boas práticas na Reserva da Biosfera do Pantanal**. Disponível em <<https://www.imasul.ms.gov.br/Geral/reserva-da-biosfera/>>. Acesso em 17 maio 2023.

INPE. **Portal do Monitoramento de Queimadas e Incêndios Florestais**, 2020. Disponível em: <<http://www.inpe.br/queimadas> > Acesso em: 27 Jun 2022.

INPE. **Programa Queimadas Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais**. Disponível em: <https://queimadas.dgi.inpe.br/queimadas/portal-static/estatisticas_estados/>. Acesso em: 23 jun 2023.

IVORY, S. J. *et al.* Vegetation, rainfall and pulsing hydrology in the Pantanal, the world's largest tropical wetland, **Environmental Research Letters**, v. 14, 2019.

JUNGES, A. H. Caracterização climática da temperatura do ar em Veranópolis, Rio Grande do Sul. **Agrometeoros**, v. 26, n. 2, 2020.

KOLLING NETO, A. **APRIMORAMENTO DA ESTIMATIVA DA DISPONIBILIDADE HÍDRICA POR MEIO DOS DADOS ESPACIAIS. ESTUDO DE CASO PARA A BACIA DO PARAGUAÇU**. 2021. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) – Departamento de Engenharia Agrícola, Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, MG, 2021.

KOLSTAD, C. D.; MOORE, F. C. Estimating the economic impacts of climate change using weather observations. **Review of Environmental Economics and Policy**, v. 14, 2020.

LEAL FILHO, W. *et al.* Fire in Paradise: Why the Pantanal is burning. **Environmental Science & Policy**, v. 123, p. 31-34, 2021.

LIBONATI, R. *et al.* Rescue Brazil's burning Pantanal wetlands. **Nature**, v. 588, 2020.

LOUZADA, R. O. *et al.* Avulsions drive ecosystem services and economic changes in the Brazilian Pantanal wetlands, **Current Research in Environmental Sustainability**, v. 3, 2021.

MA, W. *et al.* Identifying Forest Fire Driving Factors and Related Impacts in China Using Random Forest Algorithm. **Forests**. v. 1, n.15, p. 507, 2020.

MAPBIOMAS. **Quem Somos**. 2023. Disponível em: <<https://mapbiomas.org/quem-somos>>. Acesso em: 30 maio 2023.

MARENGO, J. A. *et al.* Climate Variability and Change in Tropical South America. In: **Tropical Marine Environments of Brazil: Spatio-Temporal Heterogeneities and Responses to Climate Changes**. ed. The Latin American Studies Book Series, 2023. p. 15 – 44.

MARENGO, J. A. *et al.* Extreme Drought in the Brazilian Pantanal in 2019 –2020: Characterization, Causes, and Impacts. **Frontiers in Water**, v. 3, 2021.

MARQUES, M.C.M. *et al.* The Atlantic Forest: An Introduction to the Megadiverse Forest of South America. In: MARQUES, M.C.M., GRELE, C.E.V. ed. The Atlantic Forest, **Springer**, 2021. p. 3-33.

MMA. Ministério do Meio Ambiente. **Plano para Controle do Desmatamento Ilegal e Recuperação da Vegetação Nativa**. Disponível em: <<https://go.nature.com/3mp3nPU>>. Acesso em: 05 jun 2023.

MOLONEY, K. A. *et al.* Climate Impacts on Fire Risk in Desert Shrublands: A Modeling Study. **Frontiers in Ecology and Evolution**, v. 9, 2021.

NASCIMENTO, D. T. F.; NOVAIS, G. T. Clima do Cerrado: dinâmica atmosférica e características, variabilidades e tipologias climáticas. **Eliséé**, v. 9, n. 2, 2020.

NOGUEIRA, J. S.; SANTOS, A. C. A. Análise do material particulado no Pantanal Mato Grossense. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 30, n. 3, p. 254-264, 2015.

PÁDUA, J. A. A. Mata Atlântica e a Floresta Amazônica na construção do território brasileiro: estabelecendo um marco de análise. **Rev. de Hist. Reg.**,v.20, n. 2, p. 232-251. 2015.

PENATTI, N. C. *et al.* Satellite-based hydrological dynamics of the world's largest continuous wetland, **Remote Sensing of Environment**, v. 170, 2015.

PIRAJÁ, R. V. *et al.* O USO DO ÍNDICE ESPECTRAL DELTA Δ NBR UTILIZANDO DADOS SENTINEL 2 PARA IDENTIFICAR E DELIMITAR ÁREAS QUEIMADAS,

UTILIZANDO COMO MODELO UMA ÁREA DO PANTANAL DE NHECOLÂNDIA, MATO GROSSO DO SUL. **RA'EGA-O Espaço Geográfico em Análise**, v. 56, 2023.

PROJETO MAPBIOMAS – **MÉTODO MAPBIOMAS FOGO**. Disponível em: <<https://mapbiomas.org/metodo-mapbiomas-fogo-1>>. Acesso em: 26 jun. 2023.

R CORE TEAM. *R: A Language and Environment for Statistical Computing*; R Foundation for Statistical Computing: Vienna, Austria, 2021; Disponível em:<https://www.R-project.org/>. Acesso em: 20 maio 2023.

REBOITA, M. S.; KRUCHE, N. Normais Climatológicas Provisórias de 1991 a 2010 para Rio Grande, RS. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 33, n. 1, p.165-179, 2018.

RIBEIRO, A. F. S. *et al.* A compound event-oriented framework to tropical fire risk assessment in a changing climate, **Environmental Research Letters**, v. 17, 2022.

RIBEIRO, F. L. *et al.* The impact of drought on soil moisture trends across Brazilian biomes. **Natural Hazards and Earth System Sciences**, v. 21, n. 3, p. 879–892, 2021.

RODRIGUES SILVA, F. G. *et al.* Geotechnology Applied to Analysis of Vegetation Dynamics and Occurrence of Forest Fires on Indigenous Lands in Cerrado-Amazonia Ecotone. **Sustainability**, v. 14, n. 11, 2022.

RODRIGUES, A. F. *et al.* Water balance of an Atlantic Forest remnant under a prolonged drought period. **Ciência e Agrotecnologia**, v. 45, 2021.

SANTANA, N. C. **Monitoramento de queimadas no sudoeste do Pará, a partir de séries temporais do sensor MODIS**. 2016. Dissertação (Mestrado em Geografia) – Departamento de Geografia, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 2016.

SANTOS, B. R. *et al.* Correlation between climate variables and incidence coefficients of arboviroses in Ribeirão Preto, São Paulo, Brazil. **Research, Society and Development**, v.11, n. 13, 2022.

SCHMID, I. B.; ELOY, L. Fire regime in the Brazilian Savanna: Recent changes, policy and management. **Flora**, v. 268, 2020.

SILVA JUNIOR, C. H. L. *et al.* The Brazilian Amazon deforestation rate in 2020 is the greatest of the decade. **Nature ecology & evolution**, v. 5, n. 2, p. 144-145, 2021.

SILVA, F. A. M.; ASSAD, E. D.; EVANGELISTA, B. A. Caracterização climática do bioma cerrado. IN: **Caracterização climática do bioma cerrado**. Cerrado: ecologia e flora. 1. ed. (Orgs.). Brasília: Embrapa, 2008.

SILVA, L. S. *et al.* Temporary variations in the structure in phytophysionomies of Cerrado and Semidecidual State Forest in Curvelo, Minas Gerais state. **Ciência Florestal**, v.30, 2020.

SORIANO, B. M. A. **Zoneamento do risco de incêndio para o Pantanal Sul-Mato-Grossense**. 2008. Tese (Doutorado em Agronomia – Produção Vegetal) – Departamento de Agronomia, Universidade Federal da Grande Dourados, Dourados, MS, 2012.

SOUZA, A. *et al.* EVALUATION OF TRMM 3B43V7 SATELLITE PRECIPITATION IN THE PANTANAL OF MATO GROSSO DO SUL IN THE YEARS 1998 TO 2019. **Mercator (Fortaleza)**, v. 21, 2023.

SOUZA, A. M. L. *et al.* Variabilidade Espaço-Temporal da Precipitação na Amazônia Durante Eventos ENOS. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 8, n. 1, 2015.

SOUZA, C. A.; SOUZA, J. B.. Pantanal Mato-Grossense: origem, evolução e as características atuais. **Revista Eletrônica da Associação dos Geógrafos Brasileiros**, n. 11, Ano 7, 2010.

SOUZA, F. F. C *et al.* Influence of seasonality on the aerosol microbiome of the Amazon rainforest. **Science of the Total Environment**, v. 760, 2021.

TAN, P-N; STEINBACH, M.; KUMAR, V. **Introdução ao datamining: mineração de dados**. ed. Ciência Moderna, 2009.

TORRES, P. H. C.; JACOBI, P. R.; LEONEL, A. L. Nem leitos nem peritos: o semeador e as mudanças climáticas no Brasil. **Política & Sociedade**, v. 19, n.44, p. 17-38, 2020.

UNESCO. **Pantanal Biosphere Reserve, Brazil**. Disponível em <<https://en.unesco.org/biosphere/lac/pantanal>>. Acesso em 17 maio 2023.

VAN DER WERF, G. R. *et al.* Global fire emissions estimates during 1997-2016. **Journal Earth System Science Data**, v. 9, p. 697–720, 2017.

VELOSO, M. F. *et al.* Evaluation of machine learning algorithms in the prediction of hydraulic conductivity and soil moisture at the Brazilian Savannah. **Geoderma Regional**, v.30, 2022.

WANG, S. *et al.* Generalized reference evapotranspiration models with limited climatic data based on random forest and gene expression programming in Guangxi, China. **Agricultural Water Management**, v. 221, 2019.

WWF BRASIL. **Pantanal**. Disponível em <https://www.wwf.org.br/natureza_brasileira/areas_prioritarias/pantanal/> Acesso em 17 maio 2023.

APÊNDICE A

A1 - Descrição do conjunto de dados espaciais usados no trabalho desde o seu formato até o local de acesso.

Variável	Formato dos Dados	Resolução Espacial	Resolução Temporal	Escala Temporal	Fonte	Acesso
Área Queimada (ha)	Cicatriz de Fogo (pixel)	30 metros	Anual	1989-2020	MapBiomas Fogo (Coleção 1.0)	https://plataforma.brasil.mapbiomas.org/
Desmatamento (ha)	Supressão Florestal Floresta e Não Floresta (pixel)	30 metros	Anual	1989-2020	MapBiomas Desmatamento (Coleção 7.0)	https://plataforma.brasil.mapbiomas.org/
Área de Cobertura Antrópica (ha)	pixel	30 metros	Anual	1989-2020	MapBiomas Desmatamento (versão 7.0)	https://plataforma.brasil.mapbiomas.org/
Área de Cobertura Natural (ha)	pixel	30 metros	Anual	1989-2020	MapBiomas Desmatamento (versão 7.0)	https://plataforma.brasil.mapbiomas.org/
Área de Cobertura Natural Florestal (ha)	pixel	30 metros	Anual	1989-2020	MapBiomas Desmatamento (versão 7.0)	https://plataforma.brasil.mapbiomas.org/
Área de Cobertura Natural Não-Florestal (ha)	pixel	30 metros	Anual	1989-2020	MapBiomas Desmatamento (versão 7.0)	https://plataforma.brasil.mapbiomas.org/

Déficit de Pressão de Vapor (kPa)	pixel	4.000 metros	Mensal	1989-2020	Coleção TerraClimate (<i>Google Earth Engine</i>)	https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/IDAHO_EPSCOR_TERRACLIMATE#description
Evapotranspiração Atual (mm)	pixel	4.000 metros	Mensal	1989-2020	Coleção TerraClimate (<i>Google Earth Engine</i>)	https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/IDAHO_EPSCOR_TERRACLIMATE#description
Índice de Severidade de Seca de Palmer	pixel	4.000 metros	Mensal	1989-2020	IDAHO_EPSCOR/TERRACLIMATE(<i>Google Earth Engine</i>)	https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/IDAHO_EPSCOR_TERRACLIMATE#description
Índice de Umidade por Diferença Normalizada	pixel	30 metros	Mensal	1989-2020	LANDSAT/LT05/C02/T1_L2, LANDSAT/LE07/C02/T1_L2, LANDSAT/LC08/C02/T1_L2 (<i>Google Earth Engine</i>)	https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/LANDSAT_LT05_C02_T1_L2 , https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/LANDSAT_LE07_C02_T1_L2 , https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/LANDSAT_LC08_C02_T1_L2

Índice de Vegetação Melhorado	pixel	30 metros	Mensal	1989-2020	LANDSAT/LT05/C02/T1_L2, LANDSAT/LE07/C02/T1_L2, LANDSAT/LC08/C02/T1_L2 (<i>Google Earth Engine</i>)	https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/LANDSAT_LT05_C02_T1_L2 , https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/LANDSAT_LE07_C02_T1_L2 , https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/LANDSAT_LC08_C02_T1_L2
Precipitação Acumulada (mm)	pixel	4.000 metros	Mensal	1989-2020	Coleção TerraClimate (<i>Google Earth Engine</i>)	https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/IDAHO_EPSCOR_TERRACLIMATE#description
Temperatura máxima do ar (°C)	pixel	4.000 metros	Mensal	1989-2020	Coleção TerraClimate (<i>Google Earth Engine</i>)	https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/IDAHO_EPSCOR_TERRACLIMATE#description
Umidade do Solo (mm)	pixel	4.000 metros	Mensal	1989-2020	Coleção TerraClimate (<i>Google Earth Engine</i>)	https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/IDAHO_EPSCOR_TERRACLIMATE#description

Fonte: a autora (2023)

A2 - Representa uma parte do banco de dados com os valores de Área Queimada (ha) e Evapotranspiração Atual (mm).

ID	bur_P_t0	aet_c_AM_t0	aet_s_AM_t0	aet_c_AM_t1	aet_c_P_t2	aet_s_P_t2
A_1989	307097,55	637,51	436,41	605,94	773,54	228,21
B_1990	650592,72	618,42	445,80	637,51	728,61	178,28
C_1991	1069307,10	615,95	425,73	618,42	732,02	344,43
D_1992	318661,29	600,67	442,04	615,95	744,85	356,15
E_1993	1710783,99	616,13	445,51	600,67	828,36	278,39
F_1994	683895,33	638,23	446,06	616,13	802,27	348,67
G_1995	1057591,71	627,61	425,78	638,23	792,57	228,73
H_1996	907123,50	608,61	421,42	627,61	774,67	297,35
I_1997	401621,22	663,62	426,04	608,61	777,03	227,46
J_1998	577718,10	626,93	432,76	663,62	771,32	247,45
K_1999	2608761,15	612,87	429,37	626,93	779,37	326,78
L_2000	539962,20	326,97	440,41	612,87	814,10	297,14
M_2001	1359688,05	627,77	434,25	326,97	745,23	182,44
N_2002	1658947,59	630,33	429,80	627,77	442,97	276,10
O_2003	302796,45	621,48	448,13	630,33	804,79	247,94
P_2004	687869,10	599,47	432,88	621,48	762,83	216,73
Q_2005	1571199,75	620,68	428,01	599,47	711,57	261,89
R_2006	269415,54	596,85	427,98	620,68	805,14	193,61
S_2007	881917,92	618,63	426,02	596,85	828,75	191,67
T_2008	437980,68	590,99	426,56	618,63	706,32	229,38
U_2009	630032,85	600,11	437,85	590,99	763,45	173,09
V_2010	689240,25	637,13	430,17	600,11	759,57	206,63
X_2011	232039,80	610,10	427,81	637,13	749,97	315,54
W_2012	949970,43	615,46	449,43	610,10	707,39	193,96
Y_2013	272429,10	614,62	442,80	615,46	747,50	235,92

Z_2014	167467,05	626,70	440,50	614,62	729,85	209,50
AB_2015	435144,60	611,70	431,35	626,70	666,91	231,50
CD_2016	786447,72	618,90	474,26	611,70	733,92	322,28
EF_2017	575910,36	637,36	454,60	618,90	725,85	274,30
GH_2018	174486,87	609,45	444,85	637,36	748,44	257,96
IJ_2019	1257262,29	605,20	430,45	609,45	779,24	262,73
KL_2020	2440349,19	638,99	413,82	605,20	771,69	243,78

Fonte: a autora (2023).

Nota: ID = a escala temporal utilizada (1989 a 2020); bur = denominação para área queimada (ha); aet = denominação para Evapotranspiração Atual (mm); P = Bioma Pantanal; C = Bioma Cerrado; AM = Bioma Amazônia; MT = Bioma Mata Atlântica; c = estação chuvosa; s = estação seca; t0 = tempo atual; t-1 = tempo um ano anterior ao atual; t-2 = tempo dois anos anteriores ao atual.

A3- Valores de Área Queimada substituídos pela classificação Above (A) e Below (B) de acordo com a média climatológica de 30 anos.

ID	bur_P_t0	aet_c_AM_t0	aet_s_AM_t0	aet_c_AM_t1	aet_c_P_t2	aet_s_P_t2
A_1989	B	637,51	436,41	605,94	773,54	228,21
B_1990	B	618,42	445,80	637,51	728,61	178,28
C_1991	A	615,95	425,73	618,42	732,02	344,43
D_1992	B	600,67	442,04	615,95	744,85	356,15
E_1993	A	616,13	445,51	600,67	828,36	278,39
F_1994	B	638,23	446,06	616,13	802,27	348,67
G_1995	A	627,61	425,78	638,23	792,57	228,73
H_1996	A	608,61	421,42	627,61	774,67	297,35
I_1997	B	663,62	426,04	608,61	777,03	227,46
J_1998	B	626,93	432,76	663,62	771,32	247,45
K_1999	A	612,87	429,37	626,93	779,37	326,78
L_2000	B	326,97	440,41	612,87	814,10	297,14
M_2001	A	627,77	434,25	326,97	745,23	182,44
N_2002	A	630,33	429,80	627,77	442,97	276,10
O_2003	B	621,48	448,13	630,33	804,79	247,94
P_2004	B	599,47	432,88	621,48	762,83	216,73
Q_2005	A	620,68	428,01	599,47	711,57	261,89
R_2006	B	596,85	427,98	620,68	805,14	193,61
S_2007	A	618,63	426,02	596,85	828,75	191,67
T_2008	B	590,99	426,56	618,63	706,32	229,38
U_2009	B	600,11	437,85	590,99	763,45	173,09
V_2010	B	637,13	430,17	600,11	759,57	206,63
X_2011	B	610,10	427,81	637,13	749,97	315,54
W_2012	A	615,46	449,43	610,10	707,39	193,96
Y_2013	B	614,62	442,80	615,46	747,50	235,92

Z_2014	B	626,70	440,50	614,62	729,85	209,50
AB_2015	B	611,70	431,35	626,70	666,91	231,50
CD_2016	A	618,90	474,26	611,70	733,92	322,28
EF_2017	B	637,36	454,60	618,90	725,85	274,30
GH_2018	B	609,45	444,85	637,36	748,44	257,96
IJ_2019	A	605,20	430,45	609,45	779,24	262,73
KL_2020	A	638,99	413,82	605,20	771,69	243,78

Fonte: a autora (2023).

Nota: A = Above; B = Below.

A4 - Variáveis autocorrelacionadas que foram removidas do banco de dados.

Variáveis removidas com correlação à 0.75				
aet_c_C_t1	aet_s_C_t1	aet_c_MT_t1	aet_c_MT_t2	aet_c_P_t0
pr_s_C_t1	pr_s_C_t2	pr_c_MT_t1	pr_c_MT_t2	pr_s_P_t1
temp_s_C_t	temp_c_C_t2	vpd_c_C_t0	vpd_c_C_t1	vpd_s_C_t1
vpd_s_P_t0	vpd_c_P_t2	ant_P_t0	ant_P_t1	ant_P_t2
nat_flo_P_t2	des_AM_t1	des_AM_t2	des_C_t0	des_C_t1
evi_s_AM_t0	evi_s_AM_t1	evi_s_AM_t2	evi_c_C_t2	evi_s_C_t2
evi_s_MT_t2	evi_c_P_t0	evi_s_P_t0	evi_c_P_t1	evi_s_P_t1
ndmi_c_MT_t2	aet_c_AM_t1	aet_c_AM_t0	aet_c_AM_t2	aet_c_C_t0
pdsi_s_C_t1	pdsi_s_C_t2	pdsi_s_P_t0	aet_s_P_t1	pdsi_s_P_t1
vpd_s_AM_t0	temp_c_P_t0	temp_c_P_t1	temp_s_P_t1	temp_s_P_t2
ndmi_s_AM_t0	ndmi_s_AM_t1	ndmi_c_C_t0	ndmi_s_C_t0	ndmi_c_C_t1
soil_s_P_t2	temp_c_C_t0	temp_c_C_t1	vpd_s_MT_t0	vpd_s_MT_t1
natu_P_t2	nat_flo_P_t0	nat_flo_P_t1	des_MT_t1	des_MT_t2
evi_c_MT_t1	evi_s_MT_t1	evi_c_MT_t2	ndmi_s_C_t2	ndmi_c_MT_t0
pdsi_c_P_t0	aet_s_P_t0	pdsi_s_C_t0	temp_s_MT_t0	temp_s_MT_t1
pr_s_C_t0	pr_c_C_t1	aet_c_P_t2	soil_c_MT_t0	vpd_s_C_t2
des_MT_t0	evi_s_MT_t0	evi_s_P_t2	aet_s_C_t2	temp_s_AM_t2
ndmi_c_C_t2	evi_c_C_t0	evi_c_C_t1	evi_s_C_t1	pr_c_C_t0

aet_c_P_t1	pr_s_P_t.2	vpd_c_C_t2	natu_P_t0	des_C_t2
evi_c_MT_t0	evi_c_P_t2	aet_s_C_t0	temp_s_AM_t0	nat_nflor_P_t1
ndmi_s_C_t1	vpd_s_MT_t2	des_P_t1	ndmi_c_MT_t1	temp_s_MT_t2
natu_P_t1	evi_s_C_t0			

Fonte: a autora (2023).

A5 - Demonstração das 109 variáveis restantes após a remoção daquelas mais autocorrelacionadas.

Variáveis Restantes				
aet_s_MT_t1	aet_s_AM_t0	aet_s_AM_t1	aet_s_AM_t2	aet_c_C_t2
aet_s_MT_t0	aet_s_MT_t2	aet_s_P_t2	pdsi_c_AM_t0	pdsi_s_AM_t0
pdsi_s_AM_t1	pdsi_c_AM_t2	pdsi_s_AM_t2	pdsi_c_C_t0	pdsi_c_C_t1
pdsi_c_MT_t0	pdsi_s_MT_t0	pdsi_c_MT_t1	pdsi_s_MT_t1	pdsi_c_MT_t2
pdsi_c_P_t1	pdsi_c_P_t2	pdsi_s_P_t2	pr_c_AM_t0	pr_s_AM_t0
pr_s_AM_t1	pr_c_AM_t2	pr_s_AM_t2	pr_c_C_t2	pr_c_MT_t0
pr_s_MT_t1	pr_s_MT_t2	pr_c_P_t0	pr_s_P_t0	pr_c_P_t1
soil_c_AM_t0	soil_s_AM_t0	soil_c_AM_t1	soil_s_AM_t1	soil_c_AM_t2
soil_c_C_t0	soil_s_C_t0	soil_c_C_t1	soil_s_C_t1	soil_c_C_t2
soil_s_MT_t0	soil_c_MT_t1	soil_s_MT_t1	soil_c_MT_t2	soil_s_MT_t2
soil_s_P_t0	soil_c_P_t1	soil_s_P_t1	soil_c_P_t2	temp_c_AM_t0
temp_s_AM_t1	temp_c_AM_t2	temp_s_C_t0	temp_s_C_t2	temp_c_MT_t0
temp_c_MT_t2	temp_s_P_t0	temp_c_P_t2	vpd_c_AM_t0	vpd_c_AM_t1
vpd_c_AM_t2	vpd_s_AM_t2	vpd_s_C_t0	vpd_c_MT_t0	vpd_c_MT_t1
vpd_c_P_t0	vpd_c_P_t1	vpd_s_P_t1	vpd_s_P_t2	nat_nflor_P_t0
des_AM_t0	des_P_t0	des_P_t2	evi_c_AM_t0	evi_c_AM_t1
ndmi_c_AM_t0	ndmi_c_AM_t1	ndmi_c_AM_t2	ndmi_s_AM_t2	ndmi_s_MT_t0
ndmi_s_MT_t2	ndmi_c_P_t0	ndmi_s_P_t0	ndmi_c_P_t1	ndmi_s_P_t1
ndmi_s_P_t2	aet_c_MT_t0	pdsi_c_AM_t1	pdsi_c_C_t2	pdsi_s_MT_t2
pr_c_AM_t1	pr_s_MT_t0	pr_c_P_t2	soil_s_AM_t2	soil_s_C_t2
soil_c_P_t0	temp_c_AM_t1	temp_c_MT_t1	vpd_s_AM_t1	vpd_c_MT_t2
nat_nflor_P_t2	evi_c_AM_t2	ndmi_s_MT_t1	ndmi_c_P_t2	

Fonte: a autora (2023).