UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIAS E GEOCIÊNCIAS
TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

RENATA FELIPE DA SILVA

MONITORAMENTO DE FOCOS DE ÁREAS QUEIMADAS NO BIOMA AMAZÔNIA UTILIZANDO IMAGENS AMAZÔNIA-1/WFI

Recife
2023

RENATA FELIPE DA SILVA

MONITORAMENTO DE FOCOS DE ÁREAS QUEIMADAS NO BIOMA AMAZÔNIA UTILIZANDO IMAGENS AMAZÔNIA-1/WFI

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Engenharia Cartográfica e de Agrimensura da Universidade Federal de Pernambuco – Campus Recife, como requisito para obtenção do título de Bacharel em Engenharia Cartográfica e de Agrimensura.

Orientador (a): Admilson da Penha Pacheco

Coorientador (a): Juarez Antônio da Silva Júnior

Recife

2023

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do programa de geração automática do SIB/UFPE

Silva, Renata felipe da .
Monitoramento de focos de áreas queimadas no bioma Amazônia utilizando imagens Amazônia-1/WFI / Renata felipe da Silva. - Recife, 2023.
41p : il., tab.

Orientador(a): Admilson da Penha Pacheco
Cooorientador(a): Juarez Antônio da Silva Júnior
Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) - Universidade Federal de Pernambuco, Centro de Tecnologia e Geociências, Engenharia Cartográfica e de Agrimensura - Bacharelado, 2023.

1. Bacia hidrográfica . 2. Incêndios florestais . 3. Random Forest . 4. Sensoriamento Remoto. I. Pacheco, Admilson da Penha. (Orientação). II. Silva Júnior , Juarez Antônio da. (Coorientação). IV. Título.

600 CDD (22.ed.)

RENATA FELIPE DA SILVA

MONITORAMENTO DE FOCOS DE ÁREAS QUEIMADAS NO BIOMA AMAZÔNIA UTILIZANDO IMAGENS AMAZÔNIA-1/WFI

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Engenharia Cartográfica e de Agrimensura da Universidade Federal de Pernambuco – Campus Recife, como requisito para obtenção do título de Bacharel em Engenharia Cartográfica e de Agrimensura.

Aprovado em: 06/10/2023

BANCA EXAMINADORA

_____
Profº. Drº. Admilson da Penha Pacheco (Orientador)
Universidade Federal de Pernambuco - UFPE

_____
Engº. Juarez Antônio da Silva Júnior (Coorientador)
Universidade Federal de Pernambuco - UFPE

_____
Profº. M.Sc Ubiratan Joaquim da Silva Júnior (Examinador Interno)
Universidade Federal de Pernambuco – UFPE

AGRADECIMENTOS

Á princípio, gostaria de agradecer a Deus por me fazer mais forte e iluminar minha trajetória. Agradeço aos meus bons e poucos amigos que me incentivaram e que celebram todas as minhas conquistas. Agradeço ao meu pai Godofredo que infelizmente não está comigo neste momento, mas que torceu por mim desde o início da minha vida, me incentivou e que de onde estiver está celebrando esta reta final; sempre esforçarei para ser seu orgulho. Agradeço à minha mãe Eliane, que é o meu alicerce e o amor da minha vida. Agradeço ao meu noivo Janderson por estar ao meu lado nos momentos mais difíceis. Agradeço a minha irmã Raffaely por todo amor e confiança. Aos meus avós que acreditam na minha competência. Ao meu coorientador Juarez Antônio, por todo o suporte, sendo essencial para mim nesta reta final, pois seus ensinamentos me fizeram evoluir em conhecimentos. Ao meu orientador Admilson Pacheco por ser inspiração e por toda atenção. Aos meus colegas de classe que estiveram comigo desde o começo. Agradeço a todos os envolvidos na minha formação e construção acadêmica.

RESUMO

Nos últimos anos, tem-se testemunhado um aumento significativo nas áreas de queimadas em biomas como a Amazônia e o Cerrado, impulsionado principalmente por ações antrópicas. Isso tem suscitado preocupações substanciais devido aos impactos adversos que tais eventos têm sobre o meio ambiente. Nesse contexto, um monitoramento contínuo dessas áreas, por meio de dados coletados via sensoriamento remoto, desempenha um papel crucial. Esa abordagem possibilita a identificação das áreas afetadas e permite uma gestão mais eficaz dos recursos naturais, com o objetivo de mitigar ocorrências de incêndios. Este trabalho objetiva realizar o mapeamento da área de queimada inclusa no Bioma Amazônia a partir de imagens do satélite AMAZÔNIA-1/WFI entre 2021 e 2022. A metodologia empregada consistiu na aplicação do algoritmo de aprendizagem de máquina *Random Forest* para a classificação das imagens. Foi então realizada uma análise de separabilidade de cada banda espectral do satélite e dos índices espectrais BAI (Índice de Área Queimada) e NDVI (Índice de Vegetação da Diferença Normalizada). Para a validação, foi realizado a análise de fotointerpretação das imagens, em que foi verificada a consistência da classificação por meio da análise de acurácia, tornando possível quantificar os erros de omissão, erros de comissão e a acurácia global da classificação. Como resultado, o NDVI mostrou a maior separabilidade entre áreas queimadas e não queimadas com valor M acima de 5. A acurácia global de 34,73% em 2021 e 36,17% em 2022 com uma frequência de erros de omissão significativa. Este trabalho apresentou uma análise estatística e abordagem comparativa em relação à classificação de imagens da Bacia hidrográfica Otto 7, possibilitando a análise de precisão temática a fim de identificar as marcas deixadas pelos incêndios com base em dados de sensoriamento remoto, o que auxilia na gestão de um banco de dados e no controle de qualidade dos dados espaciais.

Palavras-chave: Bacia hidrográfica; Incêndios Florestais; Random Forest; Sensoriamento Remoto.

ABSTRACT

In recent years, there has been a significant increase in fire areas in biomes such as the Amazon and the Cerrado, driven mainly by anthropogenic actions. This has raised substantial concerns due to the adverse impacts such events have on the environment. In this context, continuous monitoring of these areas, through data collected via remote sensing, plays a crucial role. This approach makes it possible to identify affected areas and allows for more effective management of natural resources, with the aim of mitigating fire occurrences. This work aims to map the burned area included in the Amazon Biome using images from the AMAZÔNIA-1/WFI satellite between 2021 and 2022. The methodology used consisted of applying the Random Forest machine learning algorithm to classify the images. A separability analysis was then carried out for each spectral band of the satellite and the spectral indices BAI (Burned Area Index) and NDVI (Normalized Difference Vegetation Index). For validation, photointerpretation analysis of the images was carried out, in which the consistency of the classification was verified through accuracy analysis, making it possible to quantify errors of omission, errors of commission and the overall accuracy of the classification. As a result, NDVI showed the highest separability between burned and unburned areas with M value above 5. The overall accuracy of 34.73% in 2021 and 36.17% in 2022 with a significant frequency of omission errors. This work presented a statistical analysis and comparative approach in relation to the classification of images of the Otto 7 River Basin, enabling thematic precision analysis in order to identify the marks left by fires based on remote sensing data, which assists in the management of a database and quality control of spatial data.

Keywords: Hydrographic basin; Forest Fires; Random Forest; Remote sensing.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 –	Localização da área de estudo	8
Figura 2 –	Gráfico anual do Bioma Amazônia e do Município de Machadinho D'Oeste	9
Figura 3-	Gráfico anual dos Municípios de Cujubim e Porto Velho	9
Figura 4-	Representação gráfica do RMSE em função do número de árvores em 2021	16
Figura 5-	Representação gráfica do RMSE em função do número de árvores em 2022	16
Figura 6-	Análise de fotointerpretação das imagens do ano de 2021	17
Figura 7-	Análise de fotointerpretação das imagens do ano de 2022	18
Figura 8-	Distribuição espacial dos erros de omissão e comissão nos anos de 2021 e 2022	19

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 –	Especificações técnicas do Satélite Amazônia -1	6
Tabela 2 –	Tabela de contingência para o caso dicotômico de pixels classificados como queimados *vs.* não queimados em uma determinada região de estudo	14
Tabela 3-	Índice M de separabilidade calculado para cada índice e bandas espectrais	14

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO 1

2. OBJETIVOS 2

2.1 Objetivo Geral 2
2.2 Objetivos específicos 2

3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA 3

3.1 Incêndios na Amazônia 3
3.2 Sensoriamento remoto no monitoramento de áreas queimadas 4
3.2.1 Satélite AMAZÔNIA-1/WFI 5
3.3 Classificadores de Aprendizagem de Máquina 6

4. MATERIAIS E MÉTODOS 7

4.1 Área de Estudo 7
4.2 MATERIAL 10
4.2.1 Imagens Orbitais: Amazônia-1 WFI 10
4.3 MÉTODOS 10
4.3.1 Índices Espectrais 10
a) NDVI 10
b) BAI 11
4.3.2 Índice de separabilidade 11
4.3.3 Amostras de treinamento 12
4.3.4 Classificação do Random Forest 12
4.3.5 Procedimento de Validação 13

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO 14

5.1 Análise do Índice de Separabilidade 14
5.2 Treinamento do Random Forest 16
5.3 Análise por fotointerpretação 17

5.4 Análise de acurácia 19

6. CONCLUSÕES 22

7. REFERÊNCIAS 24

1. INTRODUÇÃO

Os incêndios florestais afetam importante percentual da vegetação mundial e queimam no planeta todos os anos mais de 300 milhões de hectares, causando significativos impactos ecológicos, climatológicos e econômicos (GIGLIO *et al.,* 2006; 2013; REQUIA *et al.,* 2019). Com aproximadamente 4,1 milhões de km², o bioma Amazônia vem sofrendo nos últimos anos a intensificação do uso do solo na região da Amazônia legal, que é um bioma continental composto por nove estados que pertencia à bacia Amazônica, desde então, anualmente, ocorrem perdas significativas de área florestal deste bioma (MEIRELLES FILHO, 2014). Com o crescimento populacional e as demais consequências seguintes ao uso e ocupação do solo, a partir também do avanço tecnológico, ocorre a intensificação da utilização dos componentes constituintes do planeta da terra, que por sua vez tem sido considerada a principal forma de impacto ambiental decorrente das atividades antrópicas (SILVA MIRANDA *et al.,* 2013).

Entretanto, nem todo fogo é um problema em si, a prática da queimada é um método de limpeza de áreas menos oneroso comum no Brasil (MACHADO, 2012). A ação do fogo interfere na composição da cobertura vegetal, queima a camada superficial composta de húmus, e danifica a microfauna e microflora presentes na região (ABADIAS *et al.,* 2020). Além do impacto na biodiversidade, a recuperação da área atingida é lenta, os incêndios causam a fragmentação da floresta, aumentando a exposição à radiação solar e aos ventos, deixando-a mais suscetível a novos incêndios.

O avanço do extrativismo, possibilitou a expansão das áreas rurais e as atividades antrópicas, resultando em um aumento considerável no risco de incêndios florestais. Diante disso, foi criado o Código Florestal Brasileiro (Lei 4.771, de 15 de setembro de 1965). De acordo com o artigo 27, é proibido o uso do fogo nas florestas e demais formas de vegetação. Porém, se for justificado o emprego do fogo em práticas agropastoris ou florestais, a permissão será estabelecida em ato do Poder Público, circunscrevendo as áreas e estabelecendo normas de precaução (BRASIL, 1965).

Neste cenário, os incêndios florestais são caracterizados a partir do descontrole do fogo, transformando-o em um agente com alto poder destrutivo, distinguindo da queima controlada que significa o uso do fogo de forma planejada, com seus objetivos

definidos (SILVA *et al.,* 2003). Sendo assim, é necessário identificar a natureza destes incêndios para definir, planejar, prevenir e combater (SOARES; BATISTA, 2007).

Uma alternativa promissora, é o monitoramento das áreas com possíveis focos de queimadas através de imagens de satélites, a partir da análise da ocorrência e quantificação dessas áreas. Segundo Granemann e Carneiro (2009), o advento da tecnologia trouxe a possibilidade de estudar o comportamento dos incêndios por meio de imagens de sensores orbitais, para constatar e localizar os focos de incêndio, pois permite realizar a análise temporal e espacial dos impactos.

No Brasil, há alguns programas de monitoramento de focos de áreas queimadas, tais como: o Programa de Monitoramento da Floresta Amazônica Brasileira por Satélite - PRODES, o Sistema de Detecção de Desmatamento em Tempo Real - DETER e o Banco de Dados de Queimadas - BDQueimadas (INPE, 2020). Considerando a importância de explorar o uso de outros satélites e técnicas de sensoriamento remoto para este fim, será utilizado no trabalho o satélite AMAZÔNIA-1/WFI para realizar o monitoramento da área de estudo entre 2021 e 2022. Há poucos estudos referente a aplicação do satélite AMAZÔNIA-1/WFI em relação às áreas de queimadas já que se trata de um satélite recente, portanto, seu desempenho ao tratar de áreas de queimadas será discutido neste trabalho

2. OBJETIVOS

2.1 Objetivo Geral

Diante dos impactos causados pela ocorrência de queimadas no bioma Amazônia, vale destacar a importância de mapear e registrar o quantitativo das mesmas. Sendo, assim, levando em considerando esta importância e por se tratar de um satélite consideravelmente novo, o principal objetivo deste trabalho é realizar o mapeamento das áreas queimadas através das imagens obtidas pelo AMAZÔNIA-1/WFI e analisar seu desempenho.

2.2 Objetivos específicos

Além da análise de desempenho do satélite, este trabalho objetiva:

- A aplicação do classificador de aprendizagem de máquina, o algoritmo *Random Forest Classifier* (Treinamento e Classificação por Floresta Aleatória) na classificação das imagens do Amazonia-1 em conjunto ao

índice de área queimada (BAI) e ao Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI).

- A análise estatística dos resultados e o procedimento de validação, a fim de quantificar a qualidade da classificação a partir da superestimação (erros de comissão) e subestimação (erros de omissão) dos dados, bem como a acurácia global.

3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

3.1 Incêndios na Amazônia

Com uma fauna extremamente rica e flora diversificada, a Amazônia teve cerca de 17% do bioma devastado nos últimos 50 anos e uma crescente no desmatamento de 40% em 2018 (INPE, 2020). O uso do fogo é uma prática da cultura da Amazônia Brasileira bastante consolidada ao tratar de atividades agrícolas, é uma prática antiga. Na fase de queima para converter florestas em lavoura, as florestas passam a ser mais suscetíveis ao fogo, gerando os incêndios florestais.

Por outro lado, há a questão de que por ser uma floresta tropical e úmida, os incêndios na Floresta Amazônica não ocorrem naturalmente. De acordo com a pesquisadora Erika Berenguer, da Universidade de Oxford, é necessário que haja uma atividade antrópica. Ao contrário de ecossistemas como o Cerrado, a Amazônia não evoluiu com o fogo, e ele não faz parte da dinâmica da floresta (BBC, 2019).

O fogo é uma ferramenta de manejo em diversos ecossistemas, no mundo todo Fidelis e Pivello (2011), tem seus benefícios quando usado de forma controlada, ao perder o controle, é gerado incêndios, que, por sua vez, se espalham rapidamente e destrói inteiramente as partes aéreas das plantas, causa perturbações na fauna e expede os nutrientes e o carbono na biomassa da floresta para a atmosfera, impactando no ciclo hidrológico, no sistema climático regional, na biodiversidade e na qualidade de vida da população.

O solo fornece nutrientes essenciais para as nossas florestas e lavouras, filtra a água e ajuda a regular a temperatura e as emissões dos gases de efeito estufa (EMBRAPA, 2020). É fonte de nutrientes para a vegetação, fauna, além de atuar na regulação do clima, é habitat para organismos, atua na ciclagem de nutrientes. O solo possibilita vida na terra. O processo de recuperação do solo é lento e gradativo,

podendo levar décadas para haver a recuperação integral. De acordo com Yadvinder Malhi, professor da Universidade de Oxford, no Reino Unido, pode levar de 20 a 40 anos, se permitirmos, para que a floresta se regenere (BBC, 2019).

Com o excesso de focos de calor, a saúde pública e o meio ambiente são comprometidos. O desmatamento causado por incêndios florestais na Amazônia aumenta anualmente em 21% a emissão de gases do efeito estufa, além dos danos causados à própria população, os danos podem ser de extensão mundial (IPAM, 2021). De acordo com a análise estatística realizada pelo IEPS em parceria com IPAM e *Human Rights Watch*, em 2019 cerca de 2.195 internações devido a doenças respiratórias associadas às queimadas. A partir do cenário dos últimos anos, é possível atrelar que os incêndios são originados majoritariamente de ações antrópicas, reduzindo as causas a partir de condições naturais.

Dessa forma, os incêndios florestais geram uma malha extensa de impactos tanto no meio ambiente, quanto à saúde e bem estar da sociedade, a partir de poluente nocivos que agravam problemas respiratórios.

3.2 Sensoriamento remoto no monitoramento de áreas queimadas

A relevância do monitoramento de queimadas vai além da questão do desmatamento, pois permite monitorar sistematicamente mudanças ambientais e com isso, acompanhar o avanço de fenômenos que resultam em modificações climáticas, ecológicas e ambientais diversas. A partir do avanço tecnológico tornou-se possível utilizar imagens de satélites a fim de diagnosticar em tempo real focos de incêndio. O Brasil investe em tecnologias que permitem o monitoramento e controle dos focos de calor, sendo de grande auxílio no combate às queimadas (GRANEMANN; CARNEIRO, 2009). Vale ressaltar que os satélites são imprescindíveis no combate a incêndios principalmente em áreas de difícil acesso.

O mapeamento de áreas queimadas a partir de técnicas de sensoriamento remoto (SR) é baseado em mudanças pós-incêndio devido às queimadas (CHUVIECO, 2019). O uso de geotecnologias para identificar focos de queimadas, implica em diversas aplicações que permitem a detecção dos focos de calor a partir de algoritmos aplicados no processamento de imagens, obtendo, assim, dados indispensáveis para o estudo da ocorrência e distribuição destes focos de calor (CORREA; ALENCAR, 2013).

O SR aumenta a probabilidade de captura de imagens úteis diante da cobertura de nuvens na região. De acordo com Florenzano (2007), estima-se que no Brasil ocorrem anualmente mais de 300.000 focos de áreas queimadas, as quais são monitoradas e detectadas desde 1980 por pesquisadores do INPE (GRANEMANN; CARNEIRO, 2009). Por meio desta tecnologia, é possível utilizar índices espectrais para melhor caracterizar e então discriminar as queimadas de outros alvos (CHUVIECO *et al.,* 2012; LIBONATI *et al.,* 2012; MALLINIS *et al.,* 2012; MATTAR *et al.,* 2012; STROPPIANA *et al.,* 2012). Cada satélite possui suas próprias características, como resolução espacial, temporal, espectral e radiométrica, que por sua vez, interferem na qualidade do dado (ARAÚJO, 2010). Isto é visto no processo de validação, onde é possível quantificar a superestimação dos dados, ou seja, o erro de comissão ou a subestimação (erro de omissão).

3.2.1 Satélite AMAZÔNIA-1/WFI

Lançado em fevereiro de 2021 na base de *Srihariкota Range* (SHAR) na Índia, o Amazônia 1 é o primeiro satélite de observação da Terra completamente projetado, integrado, testado e operado pelo Brasil (INPE, 2019). É um satélite que tem como principal objetivo monitorar o desmatamento global, com foco na Amazônia brasileira (INPE, 2021). Tem a capacidade de gerar imagens em um período de 5 dias e de disponibilizar uma significativa quantidade de dados de um mesmo ponto do planeta, o que é extremamente valioso em aplicações como alerta de desmatamento na Amazônia, pois aumenta a probabilidade de captura de imagens úteis diante da cobertura de nuvens na região (INPE, 2021). Sob demanda, tem a capacidade de fornecer dados de um ponto específico em dois dias (INPE, 2021).

O Amazônia-1 é equipado com o radiômetro multiespectral WFI *(Wide Field Imaging Camera*), que por sua vez, monitora a vegetação amazônica e o ambiente costeiro, sendo capaz de detectar a extensão dos incêndios florestais. O satélite possui órbita polar sol síncrona congelada a uma altura de ~750km que gera imagens do planeta a cada 5 dias (INPE, 2019). Provê imagens com resolução de ~64 m (nadir), em uma faixa de ~850 km (*across track*), em 3 bandas do visível (vermelho, verde e azul) e uma quarta banda no infravermelho próximo (*near infrared*) (Tabela 1). Além disso, possui um gravador a bordo, que permite capturar uma imagem de qualquer região do globo para posterior transmissão sobre o Brasil (INPE, 2021).

Tabela 1 - Especificações técnicas do Satélite Amazônia -1

Número da Banda	Faixa Espectral	Tamanho do Pixel
Banda 1	Azul (0.45 - 0.52 µm)	64 m
Banda 2	Verde (0.52 - 0.59 µm)	
Banda 3	Vermelho (0.63 - 0.69 µm)	
Banda 4	Infravermelho Próximo (0.77 - 0.89 µm)	

Fonte: Amazônia-1 – Principais Especificações Técnicas

3.3 Classificadores de Aprendizagem de Máquina

Técnicas de Inteligência Artificial e aprendizado de máquina (*machine learning*), surgiram a partir do desenvolvimento da área de ciência e computação, rapidamente ganharam destaque quanto a aplicação em dados de Sensoriamento Remoto. Nesse campo do conhecimento, é atribuído à máquina habilidades que simulam a inteligência humana, possibilitando a realização de funções que antes eram exclusivamente dos seres humanos (FERNANDES, 2003).

É utilizado quando se acredita que há alguma relação com observações de interesse, mas não se sabe exatamente quais (ALPAYDIN, 2016). A utilização da técnica de inteligência artificial com o uso de aprendizagem de máquina traz benefícios para o mapeamento do uso e cobertura da terra, pois auxilia no acompanhamento, na quantificação e na qualificação dos elementos que recobrem a superfície terrestre (ALBA *et al.,* 2022).

Há uma crescente tendência no uso de técnicas de aprendizado de máquinas para lidar com problemas de modelagem de suscetibilidade de florestas ao fogo (TIEN BUI; LE; HOANG, 2018).

Algoritmos de aprendizagem de máquina, como o *Random Forest* (RF) vem demonstrando alta performance na análise de bases de dados de Sensoriamento Remoto que apresentam grande complexidade (LI *et al.,*2013). O *Random Forest* segue um objetivo diferente, uma vez que pode originar várias árvores de decisão por meio de conjuntos de atributos escolhidos de forma aleatória em relação ao conjunto

original (GAIAD *et al*. 2017). É bastante aplicado em casos de estudos de área queimada, já que apresenta um bom desempenho.

O *RF* é um classificador de máquina supervisionado, que utiliza a combinação de diversas árvores de decisão, de modo que cada árvore depende dos valores de um vetor amostral aleatório e independente, sendo este com a mesma distribuição para todas as árvores (BREIMAN, 2001). É treinado usando o *Bootstrap Aggregation* ou *Bagging*, que consiste em um método aleatório para substituir a combinação de entrada dos dados de treinamento, aumentando a acurácia dos resultados e fornecendo estimativas dos erros de generalização das árvores de forma contínua (LAMFO, 2020). Para aumentar a aleatoriedade, o *bagging* pode ser utilizado em conjunto com a seleção aleatória de características. Cada novo conjunto de treinamento é criado por substituição a partir do novo vetor de entrada inicial (GÓMEZ, 2012).

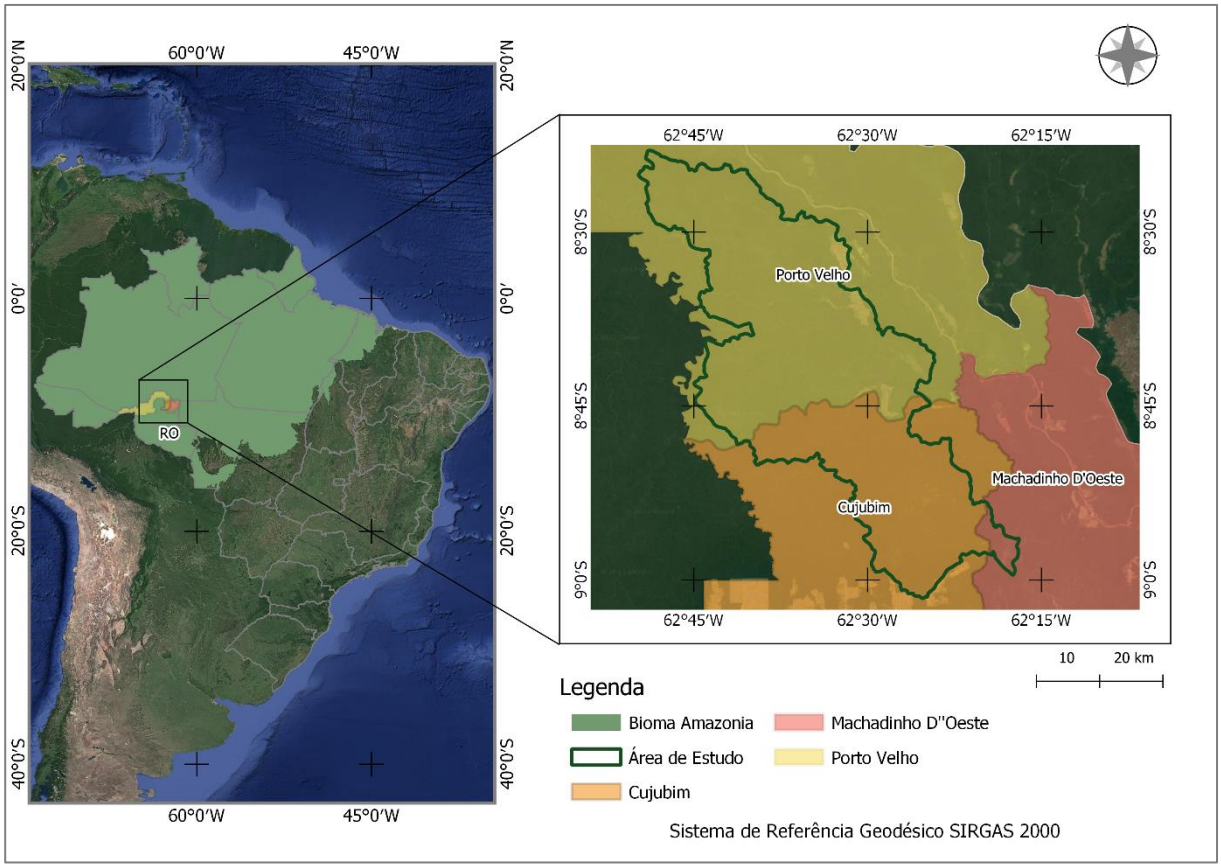
Para implementar o RF Breiman (2001), dois parâmetros precisam ser configurados: o número de árvores (ntree) e o número de recursos em cada divisão (mtry). O uso de mais árvores do que o necessário pode ser desnecessário, mas isso não prejudica o modelo Breiman (2001), tem-se que, com ntree = 200, o *Random Forest* poderia alcançar resultados precisos (FENG *et al.,* 2015). Com relação a0 parâmetro mtry, existem muitos estudos que utilizam o valor padrão mtry = √n, onde n é o número de variáveis preditoras (DURO *et al.,* 2012).

4. MATERIAIS E MÉTODOS

4.1 Área de Estudo

A área de estudo consiste na bacia hidrográfica Otto 7, localiza-se ao Norte do Estado de Rondônia, e está parcialmente inserida nos municípios de Porto Velho, Cujubim e Machadinho D'Oeste (Figura 1).

Figura 1 – Localização da área de Estudo



Fonte: A autora (2023).

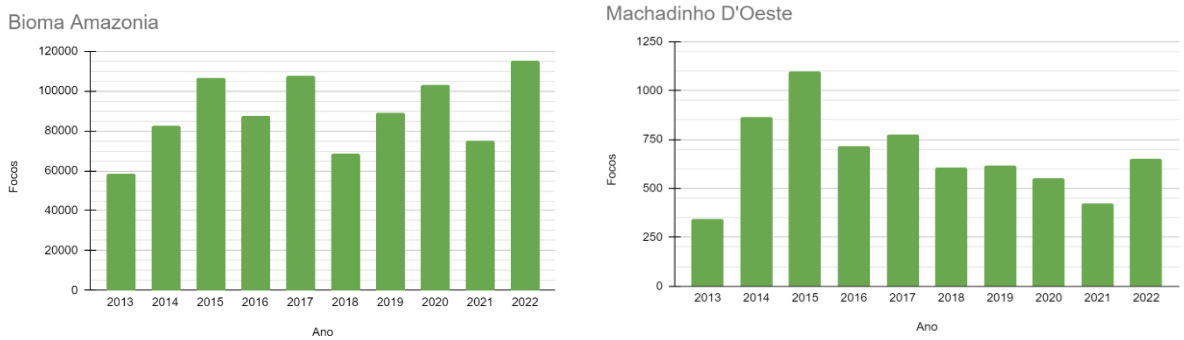
Possui área de 46.000 Km² correspondente a 8,39% do município de Cujubim, 74,11% do município de Porto Velho e 18,49% de Machadinho D'Oeste. Estão integralmente inseridos no bioma Amazônia e possuem vegetação majoritariamente por Floresta Ombrófila Densa, que equivale a aproximadamente 65,4% da vegetação natural existente (SILVA; PEREIRA, 2005). Além disso, os municípios integram a lista de municípios prioritários do Bioma Amazônia no combate ao desmatamento (MMA, 2022).

Conforme a classificação climática de Köppen, a área possui um clima tropical chuvoso, caracterizando-se por elevada temperatura média anual, variando de 25 a 27 °C, com máxima e mínima mensal de 36 e 17 °C, respectivamente. A média de umidade relativa do ar varia entre 85 e 90%, podendo alcançar níveis abaixo dos 50% nos períodos de seca. Com relação à precipitação média anual, a região assume valores próximos a 2500 mm (ALVARES *et al.,* 2013; VIDOTTO *et al.,* 2007).

A área de estudo compreende a bacia hidrográfica da Base Hidrográfica Ottocodificada (BHO) utilizada pela ANA na gestão de recursos hídricos, que é gerada a partir da cartografia digital da hidrografia do país e organizada de modo a gerar informações hidrológicamente consistentes. Esse produto é derivado da Base Hidrográfica Ottocodificada Multiescalas 2017, onde as bacias são unidas espacialmente tendo como critério de agrupamento a codificação de bacias hidrográficas de *Otto Pfafstetter* por nível de bacia, ou seja, o número de algarismos da codificação. No caso da área de estudo, a bacia é nomeada por um dígito ímpar, cujo é atribuído às áreas de drenagem que drenam diretamente para o curso d'água principal, as quais são delimitadas pelas quatro maiores (ANA, 2012).

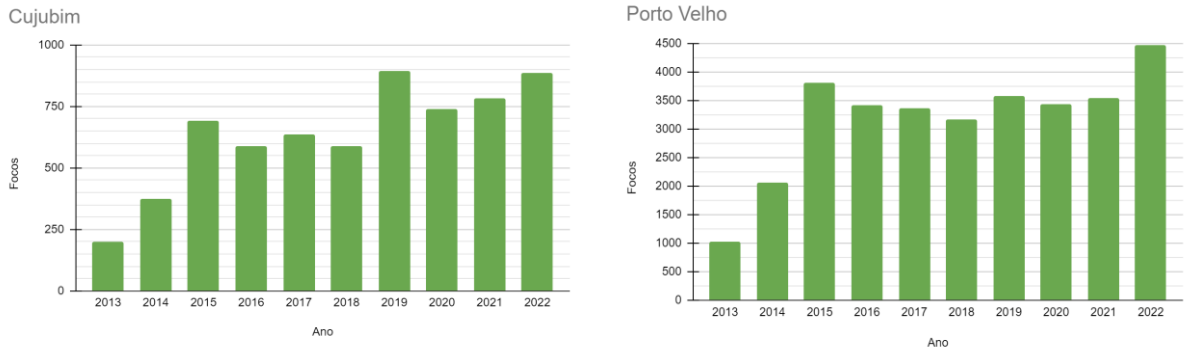
A área da bacia hidrográfica está incluída em três municípios em que as queimadas são recorrentes, de acordo com a análise temporal de 2013 a 2022 (Figura 2) e (Figura 3).

Figura 2 – Gráfico anual do Bioma Amazônia e do Município de Machadinho D'Oeste



Fonte: Banco de Dados de Queimadas.

Figura 3 – Gráfico anual dos Municípios de Cujubim e Porto Velho



Fonte: Banco de Dados de Queimadas.

É possível observar o aumento significativo de focos de queimada na área de estudo. O Bioma Amazônia, mostra uma sazonalidade inconstante, com decrescimentos pontuais nos anos de 2013, 2014, 2018 e 2021, sendo o maior pico em 2022. Ainda na Figura 2, é possível observar que no município de Machadinho D'Oeste, o número de focos obteve uma redução notória a partir de 2015, mostrando uma estabilidade, no entanto, no ano de 2022, houve um crescimento de 54,4% em relação ao ano de 2021.

No Município de Porto Velho, a partir de 2013, houve um aumento no número de focos de queimadas, que se manteve estável até 2021 e passou a crescer em 2022 com 4.464 focos, sendo o maior nos últimos 9 anos. Já no município de Cujubim, mesmo com o menor número de focos registrados em relação aos outros municípios em análise, é possível observar um crescimento constante, com picos nos anos de 2019 e 2022 (Figura 3).

4.2 MATERIAL

4.2.1 Imagens Orbitais: Amazônia-1 WFI

Neste estudo foi utilizado duas cenas em formato *raster* do satélite Amazônia-1 nas datas de 19 de setembro de 2021 e 14 de setembro de 2022 disponibilizados em INPE (2020).

4.3 MÉTODOS

4.3.1 Índices Espectrais

Após o pré-processamento das imagens do Amazônia-1 WFI, os índices espectrais NDVI e BAI foram calculados de acordo com suas respectivas operações e seus resultados foram analisados estatisticamente por meio da Análise de separabilidade.

a) NDVI

O Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) é um indicador simples de biomassa fotos sinteticamente ativas ou, em outros termos, um cálculo da

saúde da vegetação, ajuda a diferenciar a vegetação de outros tipos de cobertura do solo (artificial) e a determinar o seu estado geral (EOS DATA ANALYTICS, 2020). É possível tanto definir e visualizar áreas de vegetação, quanto identificar alguma anormalidade e alterações na região monitorada. É usado para monitorar mudanças na vegetação sazonal, porém depende de suas propriedades de reflectância (TEODORO; AMARAL, 2019).

O Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) proposto por Rouse *et al.,* (1973) varia de -1 a 1. É calculado pela equação 1:

$$\mathrm{NDVI} = \frac{(\mathrm{NIR}-\mathrm{Red})}{(\mathrm{NIR}+\mathrm{Red})} \quad (1)$$

Onde,
NIR: Reflectância da vegetação na banda do infravermelho próximo;
Red: Reflectância da vegetação na banda do vermelho.

b) BAI

O *Burn Area Index* (BAI) usa os valores de refletância na parte vermelha e NIR do espectro para identificar as áreas do terreno afetadas pelo fogo (CHUVIECO *et al.,* 2002). É calculado pela equação 2:

$$\mathrm{BAI} = \frac{1}{(0.1+\mathrm{R})^2+(0.06+\mathrm{NIR})^2} \quad (2)$$

Onde,
R= valores de pixel da banda do vermelho;
NIR = valores de pixel da banda do infravermelho próximo.

Este índice é capaz de destacar a área queimada através da combinação do espectro do vermelho (RED) e do infravermelho próximo (NIR), tendo ênfase em alvos carbonizados em imagens pós-incêndio.

4.3.2 Índice de separabilidade

Com os resultados dos índices espectrais e os valores das bandas espectrais do sensor, calculou-se o índice de separabilidade.

A análise visual de imagens contendo áreas queimadas e não queimadas, não é um método adequado para avaliar a capacidade de discriminação de um índice espectral. É necessário quantificar esta capacidade de discriminação, levando em consideração tanto a magnitude das diferenças dentro de cada classe, quanto a magnitude da variação intraclasses (PEREIRA A. A. *et al.,* 2016). Com base no contexto, os índices de separabilidade têm grande potencial no sensoriamento remoto, sendo útil na análise da discriminação de classes de interesse (SWAIN *et al.,* 1973; KAUFMAN E REMER, 1994; BASTARRIKA *et al.,* 2011). A fim de avaliar o desempenho de cada índice e banda espectral foi utilizado o índice de separabilidade M:

$$M = \frac{|\mu nq - \mu q|}{\sigma nq + \sigma q} \quad (3)$$

Onde, μnq (σnq) e μq (σq) são respectivamente a média (desvio padrão) dos valores do conjunto de pixels não queimados e queimados. O índice de separabilidade M pode ser interpretado como um estimador da razão sinal ruído, onde o sinal é representado pela diferença absoluta entre as médias das classes (associado à variação intraclasses) e o ruído é representado pela soma dos desvios-padrões (associado à variação interclasse) (PEREIRA A. A. *et al.,* 2016).

Portanto, valores de M maiores que um indica alta separabilidade entre as classes, enquanto valores de M menores que um, indicam baixa separabilidade (PEREIRA, 1999; LIBONATI *et al.,* 2010; VERAVERBEKE *et al.,* 2011).

4.3.3 Amostras de treinamento

As amostras de treinamento foram selecionadas para as classes de área queimada e área não queimada. Para iniciar a classificação supervisionada por *Random Forest,* foram coletados 50 polígonos amostrais de cada classe a partir da interpretação manual das imagens compostas.

4.3.4 Classificação do Random Forest

Neste estudo, para encontrar o modelo de RF eficiente para classificação, uma faixa de valores para ambos os parâmetros foi testada e avaliada: ntree = 10, 100, 500, 1000 e 5000 para imagens compostas nos anos de 2021 e 2022, considerando

mtry com n = 6, sendo as faixas espectrais: Azul, Vermelho, Verde, NIR e os Índices espectrais: BAI e NDVI.

4.3.5 Procedimento de Validação

A qualidade de um determinado mapa temático derivado de sensoriamento remoto é geralmente avaliada com base em uma comparação sistemática com outros mapas também derivados de SR. A avaliação da qualidade é geralmente realizada com base em medidas de verificação derivadas de tabelas de contingência (Tabela 2) (LIBONATI *et al.,* 2015). Foram utilizadas as seguintes medidas de verificação:

A precisão global (OA), definida como a fração de pixels classificados corretamente, como queimados ou não queimados:

$$\mathrm{OA} = \frac{\mathrm{um+d}}{\mathrm{a+b+c+d}} \tag{4}$$

O erro de omissão (EO), definido como a fração de pixels queimados no mapa de referência que não foram classificados como tal no produto BA:

$$\mathrm{EO} = \frac{\mathrm{c}}{\mathrm{um+c}} \tag{5}$$

O erro de comissão (CE), definido como a fração de pixels classificados como queimados no produto BA que são pixels não queimados no mapa de referência:

$$\mathrm{CE} = \frac{\mathrm{b}}{\mathrm{um+b}} \tag{6}$$

O coeficiente de dados (DC) que é uma medida de similaridade entre o classificador e o mapa de referência em termos do número de pixels queimados comuns:

$$DC = \frac{2a}{2a+b+c} \tag{7}$$

Enquanto o OA reflete a concordância entre o produto BA e o mapa de referência (ou seja, a precisão da classificação), o OE e o CE fornecem informações sobre a confiabilidade e o poder de discriminação do classificador desenvolvido. Uma

classificação imparcial exibe um valor de viés igual a um, enquanto um viés maior (menos) que um indica que os eventos foram super (sub) classificados. Variando entre 0 e 1, DC mede a fração de sobreposição de pixels classificados como queimados com aqueles realmente queimados no mapa de referência (LIBONATI *et al.,* 2015).

Tabela 2 - Tabela de contingência para o caso dicotômico de pixels classificados como queimados *vs.* não queimados em uma determinada região de estudo

Produto BA	**Mapa de Referência**		
	Queimado	Não Queimado	
Queimado	a	b	um + b
Não Queimado	c	d	c + d
	um + c	b + d	a + b + c + d

Fonte: Libonati *et al.,* (2015).

As tabelas de contingência tradicionais assumem que cada pixel pertence a uma única classe; no entanto, vários estudos mostraram que o uso de abordagens de pixel puros é uma fonte comum de erro na avaliação da precisão de produtos de sensoriamento remoto, uma vez que os mapas de referência geralmente têm resolução mais alta do que o mapa que está sendo testado (LIBONATI *et al.,* 2015).

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 Análise do Índice de Separabilidade

A tabela 3 mostra os valores do índice de separabilidade (M) das imagens nos anos de 2021 e 2022, para os índices espectrais BAI e NDVI, assim como as bandas espectrais.

Tabela 3 -Índice M de separabilidade calculado para cada índice e bandas espectrais

Índices e Bandas Espectrais	**(M) - 2021**	**(M) - 2022**
Banda 1	2,079	1,102
Banda 2	1,014	1,007
Banda 3	2,799	2,534
Banda 4	5,280	4,471

BAI	2,794	2,505
NDVI	6,556	6,243

Fonte: A autora (2023).

O NDVI destaca-se por apresentar um alto valor do índice M (M > 6). Com o resultado obtido, é possível definir que o índice espectral em questão apresenta um alto grau de separabilidade, ou seja, permite discriminar pixels queimados e não queimados. A Banda do infravermelho próximo (NIR), apresentou uma alta separabilidade (4 < M < 6), se aproximando dos resultados do NDVI. Pereira *et al.,* (2015), avaliaram índices espectrais e os que tinham maior separabilidade foram aqueles calculados com os canais espectrais do infravermelho, o que coincide com os resultados encontrados neste estudo. Além disso, vale ressaltar que Melchiori *et al.,* (2015), realizaram um estudo comparativo dos índices espectrais, e o índice NDVI apresentou um dos melhores resultados quando comparado aos outros índices. Comprovando, assim, que o infravermelho próximo tem um poder discriminatório consistente com os estudos de Veraverbeke *et al.,* (2011), Smith *et al.,* (2007), Pereira (2009) e (PACHECO *et al.,* 2021).

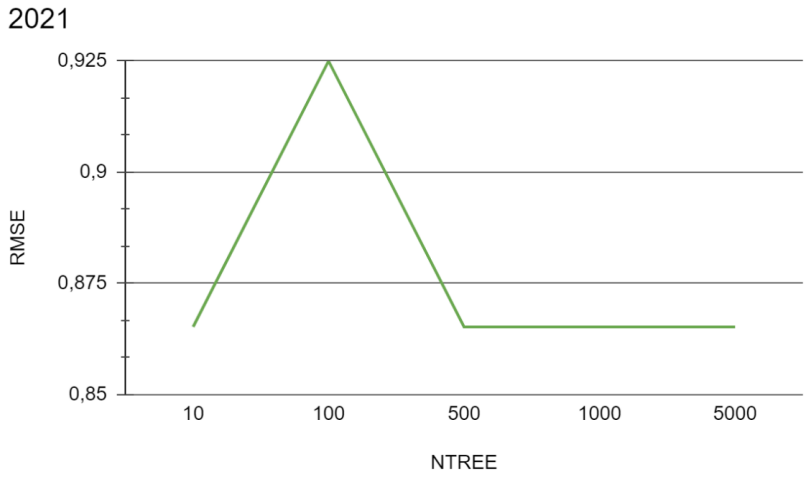
Em relação ao BAI, esperava-se um melhor resultado, visto que, tem a função de destacar a área queimada. Assim como esse estudo, Smith *et al.,* (2007) não encontram bons resultados utilizando o índice BAI na discriminação de queimadas em Savanas africanas. Partindo do pressuposto, sugere-se que um índice pode ter um desempenho que depende das condições da área de estudo, ou seja, as características entre o Bioma Amazonia e a vegetação dos países situados na região mediterrânea da Europa, onde o estudo de Chuvieco *et al.,* (2002) foi desenvolvido, pode explicar o baixo desempenho do índice BAI.

Tendo em vista os demais resultados e que se aproxima ao resultado das bandas do visível com o índice 1 < M < 3, é considerado que possui um baixo poder discriminatório, ou seja, a capacidade de discriminar os pixels queimados e não queimados é reduzida, o que por sua vez é justificado a partir da literatura, Elhag *et al.,* (2020), Tanase *et al.,* (2020), Libonati *et al.,* (2015) e Schepers *et al.,* (2014) os comprimentos de onda do visível possuem desempenho muito baixo na diferenciação entre áreas queimadas e não queimadas (SILVA JUNIOR, 2021).

5.2 Treinamento do Random Forest

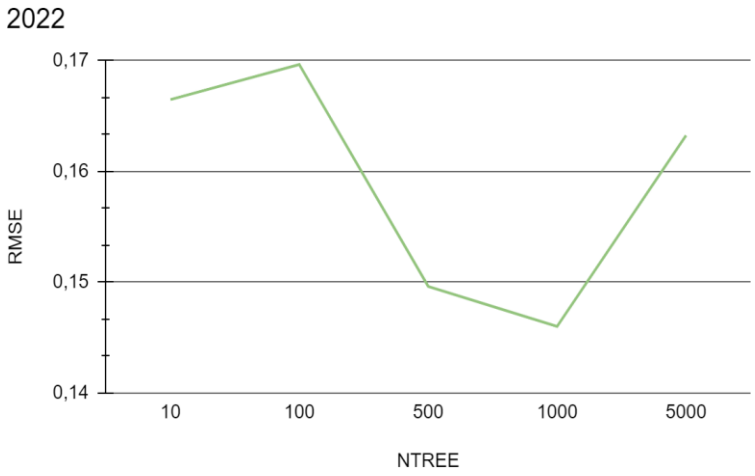
O treinamento do *Random Forest* consiste na definição do número de árvores. Nesse caso, o processamento foi realizado para cada número de árvores ntree: 10, 100, 500, 1000 e 5000 nos anos de 2021 e 2022. Sendo assim, foi possível obter os seguintes resultados:

Figura 4- Representação gráfica do RMSE em função do número de árvores em 2021.



Fonte: A autora (2023).

Figura 5- Representação gráfica do RMSE em função do número de árvores em 2022.



Fonte: A autora (2023).

De acordo com os resultados obtidos, pode-se observar que o algoritmo se ajusta aos dados a partir do momento em que há estabilidade no valor do RMSE, ou seja, quando se mantém constante. Em 2021, é possível analisar que o modelo se ajustou a partir de ntree= 1000, visto que se inicia a constância a partir de ntree= 500

(Figura 4). Devido a essa constância, não foi preciso um aumento no número de árvores, pois, a partir do momento em que o modelo se ajusta aos dados, o resultado será próximo ou igual ao que foi obtido, além disso, o processamento levará mais tempo.

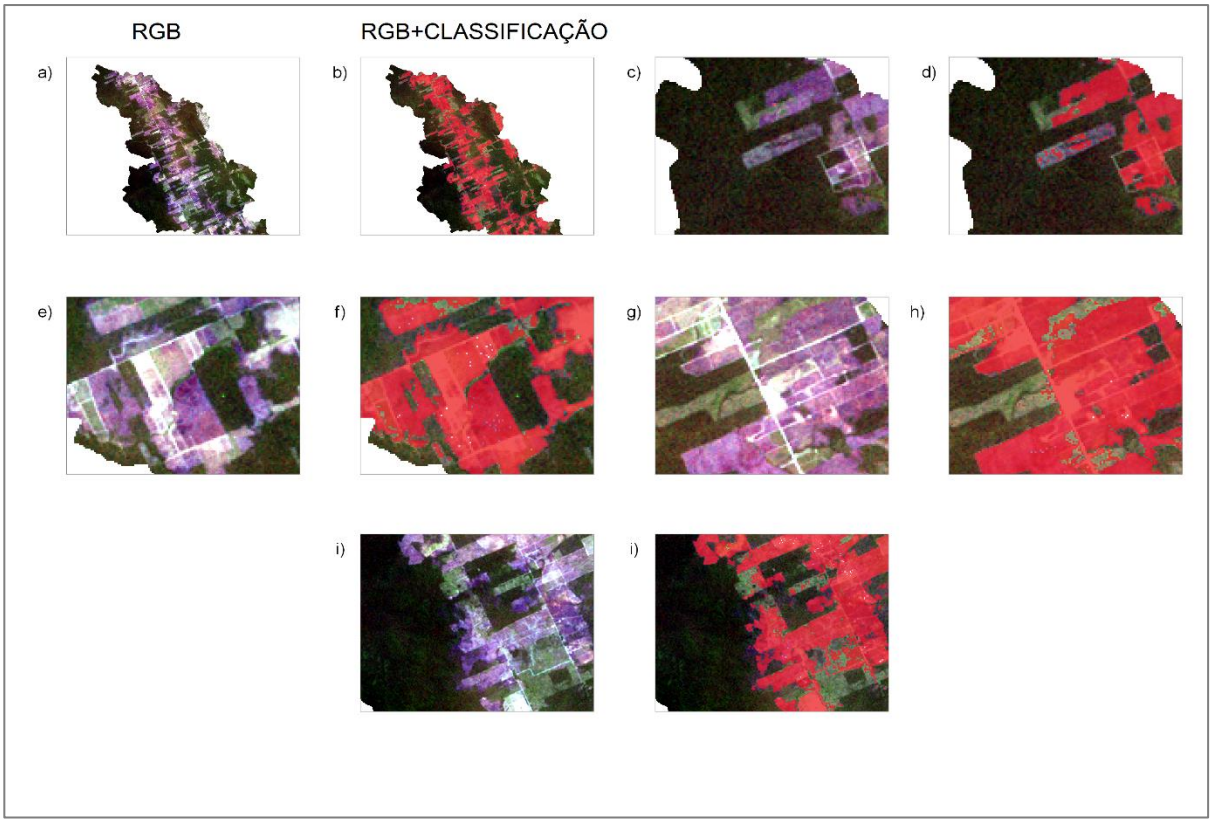
Com base nas amostras de 2022, ao realizar o treinamento, foi possível observar que o modelo começou a se ajustar aos dados e ser próximo de 0 a partir de ntree= 500, no entanto, com ntree= 5000, ao se afastar de zero e se desestabilizar, o algoritmo indicou uma não constância (Figura 5).

5.3 Análise por fotointerpretação

Após a classificação das imagens dos anos de 2021 e 2022, foi possível realizar a análise de fotointerpretação dessas classificações.

No ano de 2021 (figura 6), é possível observar que grande parte dos pixels de áreas queimadas estão compactas com baixa presença de pixels isolados na região, por outro lado, pixels classificados como área não queimadas estão inseridas dentro das feições queimadas.

Figura 6– Análise de fotointerpretação das imagens do ano de 2021



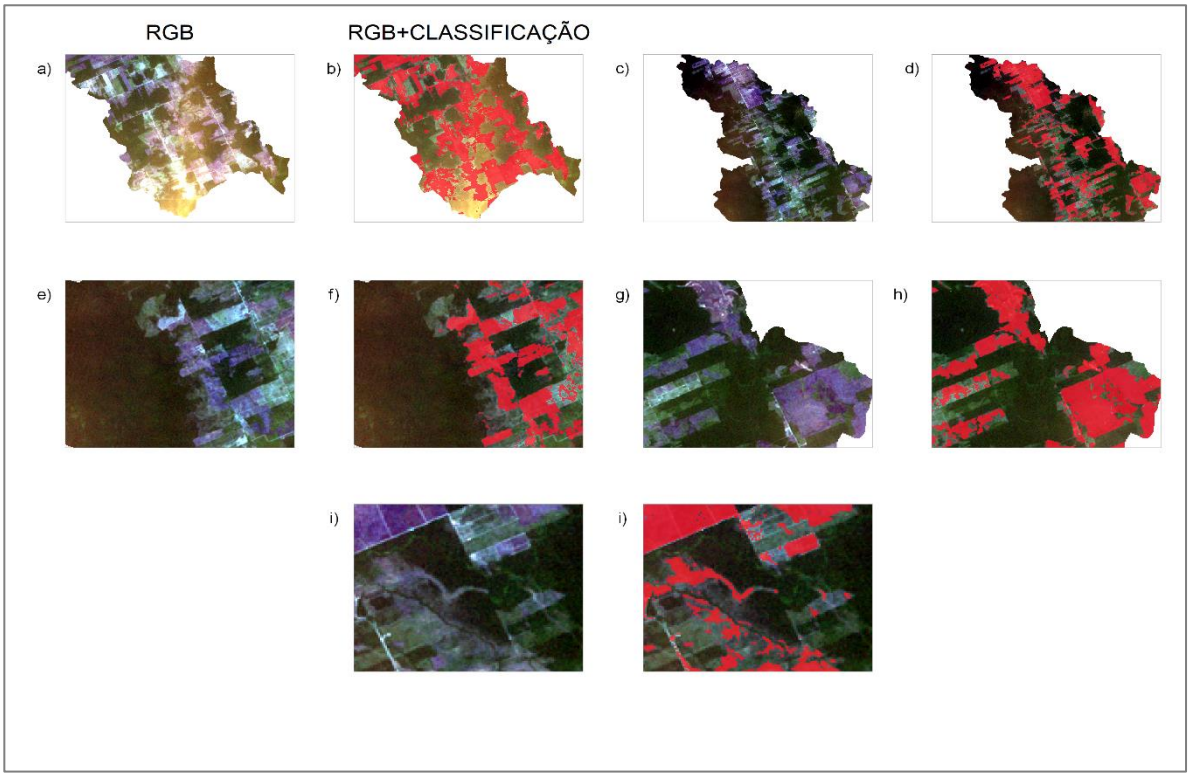
Fonte: A autora (2023)

Em 6 (j) foi possível identificar feições compactas de áreas queimadas, sem a presença de pixels de áreas queimada na floresta densa. Também é possível observar em 6 (i) feições esbranquiças inseridas nas áreas queimadas, que por sua vez, foram classificadas erroneamente como áreas queimadas. Observa-se na figura 6 (b) que as áreas queimadas ficaram no concentrado eixo transversal da bacia sem uma dispersão significativa da distribuição espacial dos incêndios.

Na figura 6 (c) e 6 (d) as áreas degradadas e o corte raso apresentaram semelhanças espectrais e visuais em relação às áreas de incêndio, esse comportamento pode ter causado uma instabilidade na detecção e por isso essas áreas não foram corretamente classificadas como mostra a figura com feições de pixels isolados nesses locais.

Já em 6 (e) e 6 (f), majoritariamente as feições de lote sem vegetação foram mapeadas como áreas queimadas, principalmente nas áreas com coloração roxa esbranquiçado, por outro lado, foram observadas regiões com essa coloração, porém sem a detecção da área queimada, principalmente nas áreas de transição com a vegetação densa. Por outro lado, as linhas de divisão de lote, em solo exposto foram erroneamente classificadas como áreas queimadas como ilustrado nas figuras 6 (g) e 6 (h).

Figura 7– Análise de fotointerpretação das imagens do ano de 2022



Fonte: A autora (2023).

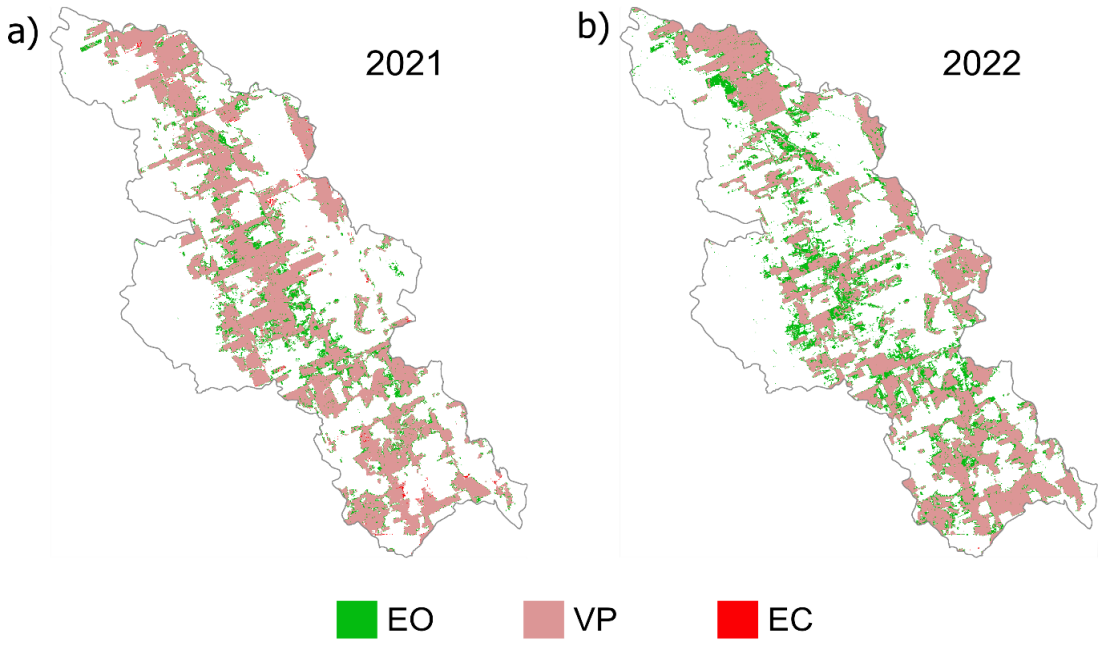
Em 2022, ao analisar a figura 7 (a) e 7 (b), é possível observar que há uma maior incidência de áreas queimadas ao Sul da bacia, comparado as demais regiões, que por sua vez, concentram-se no eixo transversal da bacia. Já na figura 7 (c) e 7 (d), o Norte possui uma distribuição espacial mais compacta, gerando um aspecto de maior concentração e de que foi mais afetado do que o Centro, por exemplo, que possui uma maior distribuição espacial e uma menor incidência de área queimada.

Na figura 7 (e) e 7 (f), não foi possível evidenciar tanto em feições compactas, quanto em áreas de queimada a presença de pixels isolados. O que indica que houve uma melhor classificação da imagem de 2022, em relação a 2021. Por outro lado, na figura 7 (h), é possível identificar um aumento significativo da área de queimada em relação a imagem da Figura 6 (b). Há a possibilidade de que o foco não pode ser observado na imagem de 2021 por se tratar do início da queimada tendo assim, um avanço exponencial somente observado em 2022. Há também a questão da omissão na classificação. Nas imagens 7 (i) e 7 (j), é possível localizar algumas feições de área queimada que não foram classificadas como tal.

5.4 Análise de acurácia

Com base nos elementos da tabela de contingência a figura 8 mostra a distribuição espacial dos pixels classificados como Erro de omissão (EO), Erro de comissão (EC) e Verdadeiros Positivos (VP) para os anos de 2021 e 2022.

Figura 8 – Distribuição espacial dos erros de omissão e comissão nos anos de 2021 e 2022



Fonte: A autora (2023).

É possível identificar uma distribuição uniforme de pixels omitidos em toda a extensão da bacia hidrográfica, especialmente nas regiões mais afetadas pelos incêndios, conforme ilustrado na figura 8. É possível visualizar que o resultado do EO se sobressaiu ao valor do EC. Como resultado, o mapeamento apresentou coeficientes de omissão consideravelmente elevados, atingindo 84,07% em 2021 e 75,15% em 2022, o que se traduz em uma área subestimada de 579,42 km² e 578,3 km², respectivamente. No que diz respeito à taxa de erro de comissão, não se observaram variações significativas, com valores de 15,63% em 2021 e 15,46% em 2022, indicando uma consistência nas superestimações. Quanto à categoria de área queimada, sua classificação correta é notavelmente disseminada dentro da região afetada pelo fogo, abrangendo uma área de 107,37 km² em 2021 e 105,82 km² em 2022. Esses resultados resultaram em uma acurácia global de 34,73% em 2021 e 36,17% em 2022.

No Brasil, estudos recentes obtiveram bons resultados com a aplicação de índices espectrais para a de áreas queimadas, como visto em Gonçalves *et al.,* (2023) utilizou aprendizado profundo para o mapeamento de áreas queimadas na Amazônia usando imagens PlanetScope. Os autores encontraram uma acurácia global de 90,71% de precisão pixel a pixel. Utilizando imagens landsat-8 e Sentinel-2, Pletsch *et al.,* (2018) verificaram acurácia no mapeamento de áreas queimadas no sul da floresta amazônica, chegando a uma exatidão global acima de 99% para o mapeamento gerado a partir do refinamento de modelos de mistura espectral em ambos os sensores. A acurácia do produtor foi acima de 97%, enquanto a acurácia do usuário foi entre 77,54% e 95%. Enquanto Walder e Alves (2021) analisaram os regimes de áreas queimadas no Enclave do Cerrado dos Campos Amazônicos (ECCA), utilizando séries de imagens Landsat na plataforma *Google Earth Engine* e da ferramenta semiautomática *Burned Area Mapping*, presentando índices muito baixos de comissão (≅2%) e moderado-baixo de omissão (≅23%). Valentim (2021) analisou de forma espaço-temporal áreas atingidas por fogo no município de Aripuanã, localizado no Noroeste do estado de Mato Grosso, entre os meses de junho a outubro de 2020 utilizando imagens dos satélites Landsat-8 e Sentinel-2 e dados do produto MODIS64A1. Os resultados deste estudo indicaram que a classificação de

Sentinel-2 apresentou a maior acurácia (98,7%), a classificação usando imagens do satélite Landsat-8 apresentou 91,4% de acurácia, enquanto o produto MODISMCD64A1 apresentou acurácia de 68% para detecção de áreas atingidas por fogo.

Este estudo obteve resultados semelhantes em relação aos estudos anteriores mostrando um padrão e um bom rendimento na precisão do mapeamento de áreas queimadas na Amazônia usando dados orbitais.

6. CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou uma análise estatística e abordagem comparativa em relação à classificação de imagens da Bacia hidrográfica Otto 7, possibilitou analisar as bandas espectrais do satélite Amazônia-1 e os índices espectrais BAI e NDVI. Inclui uma análise de precisão temática para identificar as marcas deixadas pelos incêndios com base em dados de sensoriamento remoto, o que auxilia na gestão de um banco de dados e no controle de qualidade dos dados espaciais.

As imagens do satélite Amazônia-1 demonstraram uma eficácia notável na identificação de áreas afetadas por incêndios, apresentando uma qualidade espacial significativa e a capacidade de realizar análises ao longo do tempo. Além disso, essas imagens destacaram as habilidades das plataformas de sensoriamento remoto desenvolvidas nacionalmente, contribuindo para o fortalecimento das pesquisas voltadas à preservação ambiental da Floresta Amazônica, que é reconhecida como a região com a maior biodiversidade do nosso planeta. A metodologia utilizada demonstra sua utilidade na elaboração de mapas que identificam áreas de vegetação nativa impactadas pelo fogo, contribuindo para uma compreensão mais aprofundada dos efeitos desses incêndios e aprimorando os métodos de monitoramento dos recursos naturais da Amazônia. Além disso, essa abordagem pode ser aplicada a outros biomas.

Sendo assim, com base nos resultados do estudo foi possível concluir que o NDVI e a Banda do Infravermelho Próximo apresentaram um alto grau de separabilidade e se mostram mais adequados para detecção de áreas queimadas. As demais bandas espectrais do satélite e o índice BAI, possuem baixa separabilidade, não correspondendo ao resultado esperado. O resultado do BAI, fortalece a sugestão de que índices espectrais podem ter um comportamento específico baseado na localização bem como o seu uso e ocupação do solo antes do evento de incêndio.

As bandas espectrais unitárias e os índices espectrais apresentaram uma separabilidade de área queimada e não queimada elevada embora a banda do infravermelho próximo e o NDVI mostraram resultados mais promissores (M> 4) para os períodos em análise.

O treinamento Random Forest se mostrou eficiente permitindo um ajuste prévio dos hiperparâmetros da classificação obtendo o menor RMSE com 500 arvores.

A análise por fotointerpretação permitiu examinar a dinâmica de vários elementos visuais na imagem como a tonalidade, textura e padrões. Dessa forma foi observado nos anos em análise, que os incêndios ocorreram com maior frequência na faixa transversal da bacia, correspondente as linhas de separação de lotes de atividade agrícola. Esses resultados resultaram em uma acurácia global de 34,73% em 2021 e 36,17% em 2022 com uma frequência de erros de omissão significativa, que pode estar relacionado a pixels de área queimada isoladas que por sua vez não foi detectada pelo RF.

Portanto, levando em consideração a importância ambiental das bacias hidrográficas o monitoramento destas é crucial, pois qualquer impacto ambiental que ocorre nestas áreas, principalmente os incêndios florestais, poderão causar mudanças na qualidade e na quantidade de água. A partir do monitoramento pode-se reduzir o número de focos de queimadas e, consequentemente o impacto do ciclo hidrológico, do sistema climático regional, da biodiversidade e, por fim, da qualidade de vida da população.

7. REFERÊNCIAS

ABADIAS, I. M., FONSECA, P. R. B., BARBOSA, C. H., SALES, M. C. G. Identificação dos Principais Impactos Ambientais Ocasionados Pelo Manejo da Pecuária no Município de Humaitá-AM. **Revista de Gestão & Sustentabilidade Ambiental**, v.9, n.2, p.664-682, 2020. DOI: 10.19177/rgsa.v9e22020664-682.

ALBA, Elisiane et al**., Comparação entre algoritmos de aprendizado de máquina para a identificação de floresta tropical sazonalmente seca**. Anuário do Instituto de Geociências, v. 45, n. 20, p. 1-12, set. 2022. DOI: https://doi.org/10.11137/1982-3908_2022_45_40758. Disponível em: <http://revistas.ufrj.br/index.php/aigeo/article/view/40758>. Acesso em: 24 set. 2023.

AUSTER, Gustavo. Além do NDVI: um panorama sobre os índices de vegetação na agricultura. **Auster Tecnologia**, 5 nov. 2020. Disponível em: <http://www.austertecnologia.com/single-post/indices-de-vegetacao-na-agricultura>. Acesso em: 15 ago. 2023.

ALPAYDIN, Ethem. **Machine learning**. Cambridge, MA: MIT Press, 2016.

ALVARES, Clayton Alcarde et al., Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, v. 22, n. 6, p. 711-728, dez. 2013. Disponível em: <http://www.schweizerbart.de/papers/metz/detail/22/82078/Koppen_s_climate_classification_map_for_Brazil>. Acesso em: 24 set. 2023.

AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS (ANA). Bacias hidrográficas ottocodificadas (níveis Otto 1-7). Brasília, DF: **ANA**, 2012. Disponível em: < https://metadados.snirh.gov.br/geonetwork/srv/api/records/b228d007-6d68-46e5-b30d-a1e191b2b21f>. Acesso em: 24 set. 2023.

ARAÚJO, Fernando Moreira de. **Mapeamento de áreas queimadas no bioma cerrado a partir de dados MODIS MCD45A1**. 2010. 103 f. Dissertação (Mestrado em Geografia) - Universidade Federal de Goiás, Goiânia, 2010.

BASTARRIKA, Aitor; CHUVIECO, Emilio; MARTÍN, M. Pilar. Mapping burned areas from Landsat TM/ETM+ data with a two-phase algorithm: Balancing omission and commission errors. **Remote Sensing of Environment**, v. 115, p. 1003-1012, 2011.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. BDQueimadas - Programa Queimadas - **INPE**. Disponível em: <http://terrabrasilis.dpi.inpe.br/queimadas/bdqueimadas/>. Acesso em: 26 out. 2023.

BERENGUER, Erika. O que pode acelerar ou retardar a recuperação da floresta consumida pelo fogo na Amazônia. **BBC News Brasil**, 28 ago. 2019. Disponível em: <http://www.bbc.com/portuguese/brasil-49494837>. Acesso em: 23 out. 2023.

BRASIL. [Lei 4771/1965]. **Código Florestal Brasileiro:** promulgada em 15 de setembro de 1965. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil03/leis/L4771.html>

BREIMAN, Leo. **Random Forests. Machine Learning**, v. 45, n. 1, p. 5-32, 2001. DOI: 10.1023/a:1010933404324..

BUI, Dieu Tien; VAN LE, Hung; HOANG, Nhat-Duc. GIS-based spatial prediction of tropical forest fire danger using a new hybrid machine learning method. **Ecological Informatics**, [s.l.], v. 48, p.104-116, nov. 2018. DOI: 10.1016/j.ecoinf.2018.08.008. Elsevier BV.

CHUVIECO, E. M; MARTIN, P.; PALÁCIOS, A. Avaliação de diferentes índices espectrais no infravermelho próximo Domínio Espectral para Discriminação de Terras Queimadas. **Sensoriamento Remoto do Meio Ambiente**, v. 14, n. 2, p. 1-14, 2002.

CHUVIECO, E.; MOUILLOT, F.; VAN DER WERF, G.R.; MIGUEL, J.; TANASSE, M.; KOUTSIAS, N.; GARCÍA, M.; YEBRA, M.; PADILLA, M.; GITAS, I. et al. Historical background and current developments for mapping burned area from satellite Earth observation. **Remote Sensing of Environment**, v. 225, p. 45-64, 2019. DOI: 10.1016/j.rse.2019.02.013.

CHUVIECO, E.; SANDOW, C.; GUENTHER, K. P.; GONZÁLEZ-ALONSO, F.; PEREIRA, J. M.; PÉREZ, O.; BRADLEY, A. V.; SCHULTZ, M.; MOUILLOT, F.; CIAIS, P. Global burned area mapping from European satellites: the ESA Fire_CCI project. In: International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. Volume XXXIX-B8**. XXII ISPRS Congress, 2012, Australia**. p. 13-16. Disponível em: http://www.int-arch-photogramm-remote-sens-spatial-inf-sci.net/XXXIXB8/13/2012/isprsarchives-XXXIX-B8-13-2012.pdf. Acesso em: 26 out. 2023.

CORREA, C. R.; ALENCAR, R. C. C. **Focos de Queimadas Em Unidades de Conservação**. Paraná: 2013.

DURO, D.C.; FRANKLIN, S.E.; DUBÉ, M.G. A comparison of pixel-based and object-based image analysis with selected machine learning algorithms for the classification of agricultural landscapes using SPOT-5 HRG imagery. **Remote Sensing of Environment**, v. 118, p. 259-272, 2012. DOI: 10.1016/j.rse.2011.11.020.

ELHAG, Mohamed; YIMAZ, Nese; BAHRAWI, Jarbou; BOTEVA, Silvena. Evaluation of Optical Remote Sensing Data in Burned Areas Mapping of Thasos Island, Greece.

Earth Systems and Environment, v. 4, n. 4, p. 813-826, dez. 2020. DOI: 10.1007/s41748-020-00195-1. Springer Science and Business Media LLC.

EMBRAPA. Por que o solo é tão importante quanto a água e o ar? Disponível em: <www.embrapa.br/busca-de-noticias/-/noticia/57867457/artigo-por-que-o-solo-e-tao-importante-quanto-a-agua-e-o-ar>. Acesso em: 23/08/2023.

EOPORTAL. Catálogo de Missões de Satélite - Amazonia-1. **EOPortal**, [s.d.]. Disponível em: <http://www.eoportal.org/satellite-missions/amazonia-1#performance-specifications>. Acesso em: 20 jun. 2023.

EOS DATA ANALYTICS. NDVI: perguntas frequentes para compreender o índice. **EOS Data Analytics**, 25 set. 2020. Disponível em: <http://eos.com/pt/blog/ndvi-faq/>. Acesso em: 4 jul. 2023.

FENG, Q.; Liu, J.; Gong, J. UAV remote sensing for urban vegetation mapping using random forest and texture analysis**. Remote Sens**. 2015, 7, 1074–1094. Accessed on: 26 Oct. 2023.

Fernandes, A.M.R. **Inteligência artificial: Noções gerais**, Visual Books, Florianópolis, 2003

FIDELIS, A.; PIVELLO, V.R. Deve-se usar o fogo como instrumento de manejo no Cerrado e Campos Sulinos? **Biodiversidade Brasileira**, n.2, p.12-25, 2011.

FLORENZANO, T. G. Iniciação em Sensoriamento Remoto. **Oficina de Textos**. São Paulo, 2007.

GAIAD, NATÁLIA et al., USO E COBERTURA DA TERRA APOIADOS EM ALGORITMOS BASEADOS EM APRENDIZADO de MÁQUINA: O CASO DE MARIANA - MG. **Enciclopédia Biosfera**, vol. 14, no. 25, pp. 1211–1220, 20 jun. 2017. DOI: [1]. Accessed on: 24 Sep. 2023.

GIGLIO, L.; WERF, G. R.; RANDERSON, J. T.; COLLATZ, G. J.; KASIBHATLA, P. Global estimation of burned area using MODIS active fire observations. **Atmospheric Chemistry and Physics**, v. 6, n. 4, pp. 957–974, 2006.

GÓMEZ, NORMEY. **Random Forests Estocástico**, 31 Aug. 2012. Disponível em: <http://tede2.pucrs.br/tede2/handle/tede/5226>. Accessed on: 18 Aug. 2023.

GONÇALVES D., et al., Mapeamento de áreas queimadas na Amazônia brasileira usando aprendizado profundo. In: **ANAIS DO XX SIMPOSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO**, Florianópolis: INPE; 2023 [online]. Available at: <https://proceedings.science/sbsr-2023/trabalhos/mapeamento-de-areas-

queimadas-na-amazonia-brasileira-usando-aprendizado-profundo?lang=pt-br>. Accessed on: 26 Oct. 2023.

GRANEMANN, D.C.; CARNEIRO, G.L… Monitoramento de focos de incêndio e áreas Queimadas com a utilização de imagens de Sensoriamento remoto. **Revista de Engenharia e Tecnologia**, v.1 n.1 p55-62 (2009).

HUMAN RIGHTS WATCH. O ar é insuportável: os impactos das queimadas associadas ao desmatamento da Amazônia brasileira na saúde. **Human Rights Watch,** 26 ago. 2020. Disponível em: <https://www.hrw.org/pt/report/2020/08/26/376135>. Acesso em: 26 out. 2023.

INPE. Catálogo de Imagens. São José dos Campos: **INPE** 2020. Disponível em: <http://www.dgi.inpe.br/catalogo/explore>. Acesso em: 25 set. 2023.

INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. **INPE**. Disponível em: <http://www.inpe.br/faq/index.php?pai=6>. Acesso em: 23 ago. 2023.

INPE. Brazilian Multi-Mission Platform - MMP AMAZONIA-1 Descritivo Da Missão E Do Satélite AMAZONIA 1: Descritivo Da Missão E Do Satélite. São José dos Campos: **INPE**, 2021.

INPE. Missão Amazonia, 2021. Disponível em: <http://www.inpe.br/amazonia1/sobre_satelite>. Acesso em: 26 out. 2023.

INPE. Satélite Amazonia-1 Já Está a Caminho de Sriharikota, 2020. Disponível em: <http://www.cbers.inpe.br/noticias/noticia.php?Cod_Noticia=5637>. Acesso em: 24 set. 2023.

IPAM. Fogo na Amazônia coloca 21% a mais de gases estufa do que fala a conta oficial. Disponível em: <https://ipam.org.br/fogo-na-amazonia-acrescenta-21-a-mais-de-gases-estufa-do-que-fala-a-conta-oficial/#:~:text=oficial> - **IPAM** Amazônia-,Fogo na Amazônia coloca 21%25 a mais de gases estufa que fala a conta oficial&text=Somente os incêndios florestais aumentariam o que não acontece atualmente. Acesso em: 23 ago. 2023.

KAUFMAN, Y.J.; REMER, L. Remote sensing of vegetation in the mid-IR: The 3.75 µm channels. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, v.32, p.672-683, 1994.

LI, Congcong et al. Comparison of Classification Algorithms and Training Sample Sizes in Urban Land Classification with Landsat Thematic Mapper Imagery. **Remote Sensing**, v.6(2), p.964–983, 2014.

LIBONATI, R.; DACAMARA, C.C.; PEREIRA, J.M.C.; PERES, L.F. Retrieving middle-infrared reflectance for burned area mapping in tropical environments using MODIS. **Remote Sensing of Environment**, v.114, p.831 - 843, 2010

LIBONATI, R.; DACAMARA, C.C; PEREIRA, J.M.C; PERES, L.F. Retrieving Middle-Infrared Reflectance Using Physical and Empirical Approaches: Implications for Burned Area Monitoring. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 50, n. 1, p. 281-294, 2012.

LIBONATI, Renata et al. An Algorithm for Burned Area Detection in the Brazilian Cerrado Using 4 Mm MODIS Imagery**. Remote Sensing**, vol. 7, no. 11, 24 Nov. 2015, pp. 15782–15803.

MACHADO, C. A. Desmatamentos e Queimadas na Região Norte do Estado do Tocantins. **Caminhos de Geografia**, v.13, n.43, p.217-229, 2012.

MALHI, Yadvinder. O Que Pode Acelerar Ou Retardar a Recuperação Da Floresta Consumida Pelo Fogo Na Amazônia. **BBC News Brasil**, 28 de agosto de 2019. Disponível em: <www.bbc.com/portuguese/brasil-49494837#:~:text=Yadvinder%20Malhi%2C%20professor%20de%20ci%C3%AAncias>. Acesso em: 23 de agosto de 2023.

MALLINIS, G.; KOUTSIAS, N. Comparing ten classifi cation methods for burned mapping in a Mediterranean environment using Landsat TM satellite data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 33, n. 14, p. 4408-4433, 2012.

MATTAR C; SANTAMARIA-ARTIGAS A; DURÁN-ALARCÓN, C. Estimation del área quemada en el Parque Nacional Torres del Paine utilizando datos de teledetección. **Revista de Teledetección**, v. 38, n. 1, p. 36-50, 2012.

MEIRELLES FILHO, J.C.S… **É Possível Superar a Herança da Ditadura Brasileira (1964-1985) e Controlar o Desmatamento na Amazônia? Não enquanto a Pecuária Bovina Prosseguir com Principal Vetor de Desmatamento.** Bol. Mus. Para. Emílio. Goeldi. Cienc. Hum., v9(1), p219-241 (2014). DOI: https://doi.org/10.

MELCHIORI, A. E. et al. Spectral indices and multitemporal change image detection algorithms for burned area extraction in the Brazilian Cerrado. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 17., 2015, João Pessoa. **Anais…** São José dos Campos: INPE, 2015. p. 643-650.

MINISTÉRIO DO MEIO AMBIENTE. Tabela de municípios prioritários para ações de prevenção, monitoramento e controle do desmatamento. **MMA**. Disponível em: <https://www.gov.br/mma/pt-br/assuntos/servicosambientais/controle-de-desmatamento-e-incendios-florestais/pdf/Listagemmunicpiosprioritriosparaaesdepreveno2021>.pdf. Acesso em: 11 jun. 2023.

PACHECO, A.P. et al. Assessment of k-Nearest Neighbor and Random Forest Classifiers for Mapping Forest Fire Areas in Central Portugal Using Landsat-8, Sentinel-2, and Terra Imagery**. Remote Sensing**, [S.L.], v.13, n.7, p.1345-1364, 1 abr. 2021.

PEREIRA, A.A. et al. Avaliação de nove índices espectrais quanto a separabilidade entre queimadas e diferentes alvos. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 17., 2015, João Pessoa. **Anais…** São José dos Campos: INPE, 2015. p.3105-3012.

PEREIRA, J.M.C… A comparative evaluation of NOAA/AVHRR vegetation indexes for burned surface detection and mapping. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing** [S.l], v.37,n.1,p217-226,jan1999.

ROUSE, J.W. et al. Moritoring Vegetation Systems in the Great Plains, With ERTS. In: **Third ERTS Symposium, NASA** SP-351 I. 309-317, 1973.

SANTOS, Jorge. **Satélite Amazonia-1 -Número de Bandas E Outras Especificações Técnicas**. Disponível em: <https://www.instrutorgis.com.br/wp-content/uploads/2022/01/amazonia1_especificacoes_tecnicas.pdf>. Acesso em: 20 jun. 2023.

SCHEPERS, Lennert et al. Burned Area Detection and Burn Severity Assessment of a Heathland Fire in Belgium Using Airborne Imaging Spectroscopy (APEX). **Remote Sensing** [S.l], v.6,n.3,p1803-1826,27 fev. 2014.

SILVA J.C.; FIEDLER N.C.; RIBEIRO G.A.; SILVA J.M.C. Avaliação das brigadas de incêndios florestais em unidades de conservação. **Revista Árvore** [S.l], v.27,n.1,p95-101,2003.

SILVA JÚNIOR, Juarez. **Análise de acurácia para o mapeamento de áreas queimadas utilizando imagens SLSTR e MODIS no cerrado**. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia Cartográfica e de Agrimensura) — Universidade Federal de Pernambuco. Recife, 2021.

SILVA MIRANDA, M.R.; SILVA NEVES, S.M.A.; NEVES, R.J… Análise subsidiada nas geotecnologias do uso da terra e da cobertura vegetal na região sudoeste mato-grossense contida na Bacia Amazônica. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 2013, Paraná. **Anais…** Mato Grosso: UNEMAT, 2013.

SILVA K.E.; PEREIRA K.P… Alterações na cobertura vegetal dos municípios do Sul do Amazonas. In: **Anais XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, Goiânia, Brasil. p.1667 – 1671, 2005.

SMITH, A.M.S. et al. Production of Landsat ETM+ reference imagery of burned areas within Southern African savannahs: comparison of methods and application to MODIS**. International Journal of Remote Sensing**, v.28, n.12, p.2753-2775, 2007.

SOARES, R.V.; BATISTA, A.C. **Incêndios Florestais controle, efeitos e uso do fogo**. Curitiba: Ed. UFPR, 2007.

SOARES, R.V.; BATISTA, A.C.; SANTOS, J.F. Evolution of forest fire statistics in Brazilian protected lands in the last 20 years. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON FOREST FIRE RESEARCH, 5., 2006, Portugal. **Anais…** Portugal: ADAI/CEIF, 2006.

STROPPIANA, D.; BORDOGNA; G.; CARRARA, P.; BOSCHETTI, M.; BOSCHETTI, L.; BRIVIO; P.A… A method for extracting burned areas from Landsat TM/ETM+ images by soft aggregation of multiple Spectral Indices and a region growing algorithm. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing** [S.l], v.69,n.1,p88-102,jan.2012.

SWAIN, P.H.; KING, R.C… Two effective feature selection criteria for multispectral remote sensing. West Lafayette**: Laboratory for Applications of Remote Sensing**, Purdue Univ., 1973.

TEODORO, A.; AMARAL, A. A Statistical and Spatial Analysis of Portuguese Forest Fires in Summer 2016 Considering Landsat 8 and Sentinel 2A. In**: Environments** [S.l], v.6,n.3,p36,2019. Disponível em: https://doi.org/10.3390/environments6030036. Acesso em: 04 jul. 2023.

VALENTIM, Andressa Luana Marinho da Costa. **Análise da ocorrência do fogo no município de Aripuanã - MT usando dados de sensores remotos**. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia Florestal) — Universidade de Brasília, Brasília, 2021.

VERAVERBEKE, S.; HARRIS, S.; HOOK, S… Evaluating spectral indices for burned area discrimination using MODIS/ASTER (MASTER) airborne simulator data. **Remote Sensing of Environment** [S.l], v.115,n.10,p2702-2709,jun.2011.

VIDOTTO, E. et al. Dinâmica do ecótono floresta-campo no sul do estado do Amazonas no Holoceno, através de estudos isotópicos e fitossociológicos. **ACTA Amazônica** [S.l], v.37,p385-400,2007.

WALDER, M.; ALVES, D. Mapeamento dos padrões espaço-temporais de incidência do fogo no Enclave de Cerrado dos Campos Amazônicos. **REDE - Revista Eletrônica Do PRODEMA** [S.l], v.1,n.15,p71-82,jan./jun.2021.