



UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO  
CENTRO DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS E ENGENHARIAS  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS FLORESTAIS

**IGOR VIEIRA LEITE**

**SISTEMA DE DETECÇÃO REMOTA DO DESMATAMENTO FLORESTAL  
NO ESTADO DO ESPÍRITO SANTO**

JERÔNIMO MONTEIRO – ES

2024

**IGOR VIEIRA LEITE**

**SISTEMA DE DETECÇÃO REMOTA DO DESMATAMENTO FLORESTAL  
NO ESTADO DO ESPÍRITO SANTO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais do Centro de Ciências Agrárias e Engenharias da Universidade Federal do Espírito Santo, como parte das exigências para obtenção do Título de Mestre em Ciências Florestais na Área de Concentração Ciências Florestais.

Orientador: Adriano Ribeiro De Mendonça

Coorientador: André Quintão de Almeida

JERÔNIMO MONTEIRO – ES

2024

Ficha catalográfica disponibilizada pelo Sistema Integrado de Bibliotecas - SIBI/UFES e elaborada pelo autor

---

L533s LEITE, IGOR VIEIRA, 1991-  
SISTEMA DE DETECÇÃO REMOTA DO  
DESMATAMENTO FLORESTAL NO ESTADO DO  
ESPÍRITO SANTO / IGOR VIEIRA LEITE. - 2024.  
68 f. : il.

Orientador: Adriano Ribeiro De Mendonça.  
Coorientador: ANDRE QUINTÃO DE ALMEIDA.  
Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais) -  
Universidade Federal do Espírito Santo, Centro de Ciências  
Agrárias e Engenharias.

1. SENSORIAMENTO REMOTO. 2. USO DA TERRA. 3.  
DESMATAMENTO. 4. DEGRADAÇÃO. 5. GOOGLE EARTH  
ENGINE. 6. SENTINEL-2. I. Mendonça, Adriano Ribeiro De. II.  
ALMEIDA, ANDRE QUINTÃO DE. III. Universidade Federal  
do Espírito Santo. Centro de Ciências Agrárias e Engenharias.  
IV. Título.

CDU: 630


---

**SISTEMA DE DETECÇÃO REMOTA DO DESMATAMENTO FLORESTAL NO  
ESTADO DO ESPÍRITO SANTO**

**Igor Vieira Leite**


Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais do Centro de Ciências Agrárias e Engenharias da Universidade Federal do Espírito Santo, como parte das exigências para obtenção do Título de Mestre em Ciências Florestais na Área de Concentração Ciências Florestais.

Aprovada em 28 de março de 2024.

Documento assinado digitalmente  
 **TAIS RIZZO MOREIRA**  
Data: 05/04/2024 09:53:00-0300  
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>


---

**Dra. Taís Rizzo Moreira** (Examinadora externa)  
Universidade Federal do Espírito Santo

Documento assinado digitalmente  
 **JEFERSON PEREIRA MARTINS SILVA**  
Data: 05/04/2024 09:48:52-0300  
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

---

**Jéferson Pereira Martins Silva** (Examinador externo)  
Courageous Land

Documento assinado digitalmente  
 **ADRIANO RIBEIRO DE MENDONÇA**  
Data: 19/04/2024 11:03:46-0300  
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

---

**Prof. Dr. Adriano Ribeiro de Mendonça** (Orientador)  
Universidade Federal do Espírito Santo

## **Agradecimentos**

Agradeço, primeiramente, a Deus por ter conseguido me sustentar até aqui mantendo a calma e acreditando que tudo tem um porquê. Depois agradeço aos meus queridos pais Moisés de Almeida e Ana Paula que abriram mão de muitas coisas para focar em nossa educação e sempre estiveram ali do lado em todos os momentos nos ensinando a não desistir jamais. Agradeço também aos meus irmãos Yuri, Alan, André, Glauce, Aline e Thais, por terem me incentivado me apoiando e por todas as lições de vida que me foram passadas. Aos meus avós Creuza e Francisco por serem especiais na minha jornada me fornecendo apoio sempre. Aos meus grandes amigos, de minha cidade natal, em especial Gustavo Durão e Matheus Alves que são irmãos que a vida me deu.

A jornada foi longa e árdua, mas compensada por sempre conhecer pessoas maravilhosas, que também estavam distantes das suas casas e famílias queridas. Agradeço a Lara, Nívea, Lucas, Laís, Ricardo, Carem, Jeferson, Taís, Francielly, Lunalda, João e todas as pessoas especiais que tive a oportunidade de conhecer em Jerônimo Monteiro. Vocês marcaram minha vida de uma forma especial e sou muito grato por tudo que aprendi e pude ensinar.

Não podia faltar a menção ao ser mais iluminado e carregado de amor sincero que tão rapidamente passou pela minha vida, mas me ensinou bastante sobre o quão simples é o amor. Para todo sempre será a minha pequena, meu amor. Minha cadela que tão cedo se foi e tanta saudade e lembranças deixou... Talvez tudo foi como tinha de ter sido. Jamais irei esquecer de você, minha Lala.

Agradecimentos ao professor André Quintão, que soube reconhecer meus pontos fortes desde o primeiro dia que nos conhecemos e com muita sabedoria me guiou até aqui. Agradeço ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais e a todo o corpo docente e ao CNPq por terem possibilitado e me dado as condições necessárias para prosseguir até aqui.

## Resumo

LEITE, Igor Vieira. **Sistema de detecção remota do desmatamento florestal no estado do Espírito Santo**. 2024. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais) – Universidade Federal do Espírito Santo, Jerônimo Monteiro – ES. Orientador: Prof. Dr. Adriano Ribeiro De Mendonça. Coorientador: Prof. Dr. André Quintão de Almeida.

O desmatamento e a degradação das florestas representam uma ameaça significativa para a biodiversidade e o equilíbrio ambiental. O Estado do Espírito Santo, embora conhecido por sua rica biodiversidade, enfrenta desafios de monitoramento desses impactos ambientais. O sensoriamento remoto orbital e o desenvolvimento de plataformas robustas para processamentos de dados geoespaciais, como o Google Earth Engine (GEE), surgem como alternativas para contornar esses desafios de monitoramento. Nesse contexto, este trabalho teve como objetivo avaliar um sistema, com alta resolução espacial e temporal, para monitorar a degradação e o desmatamento florestais na Mata Atlântica do estado do Espírito Santo, utilizando imagens Sentinel-2. Foi utilizado como mapa base de floresta nativa os dados do mapa de cobertura anual do MapBiomass associados a imagens Sentinel-2 na banda de classificação SCL (*Scene Classification Layer*) para as classes solo, vegetação e nuvem. Para a validação dos dados obtidos pelo FlorESat, foi realizado o cálculo da matriz de confusão. Uma análise de concordância, entre as classes, a nível de pixel foi realizada utilizando a base de alertas compilados pelo RAD MapBiomass contendo 403 polígonos de 2019 a 2022. O mapeamento do desmatamento do FlorESat indicou que, para os mesmos anos, o total de áreas desmatadas foi de 1780,14 ha. Na validação, o sistema proposto apresentou uma acurácia, precisão e especificidade do mapeamento respectivamente de 93,3%, 94,7% e 93,8% para 52 polígonos delimitados aleatoriamente em áreas de floresta no ES quando comparados a fotointerpretação. Adicionalmente, foi verificado que 59,85% dos pixels identificados pela ferramenta FlorESat apresentaram correspondência direta com a base de alertas emitidos e validados em campo. Dos não

coincidentes, 65,11% estavam cobertos por nuvens e 34,89% foram mapeados como florestas, o que mostra uma limitação do dado orbital. No entanto, quando considerado o cenário do pixel de nuvem sendo considerado como sendo área desmatada, a porcentagem de concordância foi de 85,99% entre as duas bases.

**Palavra-chave:** Sentinel-2; Mata Atlântica; Degradação; Desmatamento.

## Abstract

LEITE, Igor Vieira. **System for remote deforestation detection in the State of Espírito Santo**. 2024. Dissertation (Master's in Forestry Sciences) – Federal University of Espírito Santo, Jerônimo Monteiro – ES. Advisor: Prof. Dr. Adriano Ribeiro De Mendonça. Co-advisor: Prof. Dr. André Quintão de Almeida.

Deforestation and forest degradation pose a significant threat to biodiversity and environmental balance. The state of Espírito Santo, although known for its rich biodiversity, faces challenges in monitoring these environmental impacts. Orbital remote sensing and the development of robust platforms for geospatial data processing, such as Google Earth Engine (GEE), emerge as alternatives to overcome these monitoring challenges. In this context, this study aimed to evaluate a system with high spatial and temporal resolution to monitor forest degradation and deforestation in the Atlantic Forest of Espírito Santo, using Sentinel-2 images. The native forest base map was derived from the annual cover map data of MapBiomas, combined with Sentinel-2 images in the Scene Classification Layer (SCL) band for soil, vegetation, and cloud classes. To validate the data obtained by FlorESat, a confusion matrix was calculated. A pixel-level concordance analysis between classes was performed using the alert database compiled by RAD MapBiomas, which contains 403 polygons from 2019 to 2022. FlorESat's deforestation mapping indicated that the total deforested area for the same years was 1,780.14 ha. In the validation, the proposed system showed mapping accuracy, precision, and specificity of 93.3%, 94.7%, and 93.8% respectively, for 52 randomly delineated polygons in forest areas in ES when compared to photointerpretation. Additionally, it was found that 59.85% of the pixels identified by the FlorESat tool matched directly with the alert database issued and validated in the field. Of the non-coincident pixels, 65.11% were covered by clouds and 34.89% were mapped as forests, highlighting a limitation of orbital data. However, when considering the scenario where cloud pixels are considered as deforested areas, the percentage of concordance was 85.99% between the two datasets.

**Keywords:** Sentinel-2; Atlantic Forest; Degradation; Deforestation.

## Lista de tabelas

<b>Tabela 1.</b> Comprimentos das bandas espectrais dos sensores do Sentinel 2....	31
<b>Tabela 2.</b> Matriz de confusão para detecção do desmatamento no ES comparando os dois sistemas.....	44
<b>Tabela 3.</b> Avaliação do FlorESat para o cenário que foi considerado o ruído das nuvens (dado original) e caso se esses dados fossem considerados como pixel de desmatamento (classe 5), em número de pixels e área para os anos de 2019 a 2022.....	46
<b>Tabela 4.</b> Classes indicadas para os polígonos RAD MapBiomias pelo FlorESat e assumindo que os pixels de nuvens seriam desmatamento (classe 5).....	47
<b>Tabela 5.</b> Comparativo do desmatamento de 2019 a 2022 entre o FlorESat e dados presentes no RAD Mapbiomas.....	54

## Lista de figuras

<b>Figura 1.</b> Áreas de floresta de Mata Atlântica no estado do Espírito.....	30
<b>Figura 2.</b> Fluxograma do processamento para obtenção da imagem de desmatamento trimestral para o município selecionado.....	34
<b>Figura 3.</b> Processo de reamostragem de classes e obtenção da imagem de máximos para o ano e trimestres selecionados.....	36
<b>Figura 4.</b> Exemplo de imagem binária filtrando a imagem original pelo valor de classe 3.....	37
<b>Figura 5.</b> Combinação do mapa anual de Mata Atlântica do MapBiomas, relativo ao ano imediatamente anterior ao selecionado, com a imagem Sentinel-2 Harmonized L2A na banda SCL para o trimestre e ano selecionado.....	37
<b>Figura 6.</b> Geração da imagem de degradação trimestral para o município do estado do Espírito Santo selecionado.....	39
<b>Figura 7.</b> Fluxograma apresentando as principais etapas do FlorESat.....	40
<b>Figura 8.</b> Esquema para obtenção da imagem de validação de áreas desmatadas com áreas coincidentes e não coincidentes.....	43
<b>Figura 9.</b> Variação da janela temporal para área desmatada no município de Aracruz – ES no ano de 2019. A) mensal (outubro); B) bimestral (outubro a novembro); C) trimestral (outubro a dezembro) .....	45
<b>Figura 10.</b> Distribuição dos valores comparando o número de pixels para os polígonos de desmatamento RAD MapBiomas identificados pelo FlorESat.....	47
<b>Figura 11.</b> Área desmatada no município de Afonso Cláudio – ES.....	48
<b>Figura 12.</b> Polígono de floresta que foi convertido para agricultura no município de Aracruz – ES no ano de 2019.....	49
<b>Figura 13.</b> Avanço do desmatamento (A, C, E, G e I) e da degradação (B, D, F, H e J), registrado pelo FlorESat, em uma área no município de Pancas – ES, no período de 2018 a 2020.....	51

<b>Figura 14.</b> Imagem Planet RGB evidenciando que houve a remoção da vegetação nativa, presente em dezembro de 2018 (A), para conversão em uso agrícola no mesmo período em 2019 (B).....	52
<b>Figura 15.</b> Interface gráfica da aplicação FlorESat desenvolvida na plataforma do Google Earth Engine.....	56
<b>Figura 16.</b> Áreas desmatadas para o município de Pancas-ES, visualizadas diretamente na aplicação do FlorESat.....	57

## **Lista de siglas**

**INPE** – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais

**DETER** - Sistema de Detecção Do Desmatamento Em Tempo Real na Amazônia

**PRODES** - Projeto de Monitoramento do Desmatamento na Amazônia Legal por Satélite

**NDFI** - Índice de Fração de Degradação Normalizada

**IMAZON** - Instituto do Homem e Meio Ambiente da Amazônia

**SAD** - Sistema de Alerta de Desmatamento

**IBAMA** - Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis

**ESA** - Agência Espacial Europeia

**RAD** – Relatório Anual de Desmatamento MapBiomas

**ONGs** - Organizações não governamentais

**LSU** - Desmistura Espectral Linear

## Sumário

1. Introdução .....	14
2. Objetivos .....	16
2.1 Objetivo geral .....	16
2.2 Objetivos específicos.....	16
3. REVISÃO DE LITERATURA .....	17
3.1. Mata Atlântica .....	17
3.2. Desmatamento e degradação florestal .....	20
3.3. Sensoriamento Remoto .....	21
3.3.1. Missão Sentinel-2.....	23
3.3.2. Desmistura Espectral Linear .....	24
3.3.3. Índice de Fração de Diferença Normalizada .....	25
3.3.1. Processamento de dados orbitais em nuvem no <i>Google Earth Engine</i>	26
3.3.2. Sistemas de monitoramento florestais brasileiros .....	27
4. Material e Métodos.....	29
4.1. Área de estudo .....	29
4.2. Aquisição dos dados.....	30
4.2.1. Dados Sentinel 2 .....	30
4.2.2. Dados do MapBiomas .....	32
4.3. Identificação de áreas desmatadas em cada município do Espírito Santo.....	32
4.4. Identificando as áreas florestais degradadas no Espírito Santo utilizando o NDFI .....	38
4.5. Desenvolvimento da ferramenta para detecção de degradação e desmatamento das florestas de Mata Atlântica no Espírito Santo .....	40
4.6. Validação dos resultados do FlorESat .....	41

5.	Resultados e Discussão.....	44
5.1.	Acurácia do mapeamento.....	44
5.2.	Avaliação da interferência de nuvens.....	45
5.3.	Avaliação do desmatamento.....	49
5.4.	Monitoramento e interface gráfica.....	53
6.	Conclusões.....	57
7.	Referências.....	58

## 1. Introdução

O desmatamento e a degradação florestal são processos distintos que afetam as florestas de maneiras diferentes (FAWCETT et al., 2023). O desmatamento é irreversível, resultando na perda completa de benefícios ambientais e econômicos, como biodiversidade, armazenamento de carbono e regulação do clima (BERNARD et al., 2023). A degradação é um processo gradual que prejudica a qualidade e funções das florestas devido à extração seletiva de madeira, incêndios de baixa intensidade, mineração e expansão agrícola (LAPOLA et al., 2023). Embora sutil, a degradação traz sérias consequências, como perda de biodiversidade e redução da capacidade de armazenamento de carbono, além de aumentar a frequência de eventos climáticos extremos (KUSUL et al., 2023; HOLM et al., 2022).

Em 2022, o Brasil teve um aumento de 22,3% na perda de florestas, com 2,06 milhões de hectares destruídos, principalmente pela expansão da agricultura e pecuária (MapBiomias, 2023). O desmatamento afetou o clima, a biodiversidade e os ecossistemas, com os maiores aumentos proporcionais registrados em Piauí, Alagoas, Sergipe, Espírito Santo e Rio de Janeiro, todos com mais de 80% de aumento. No Espírito Santo, parte do Bioma Mata Atlântica, o desmatamento cresceu 235,19%, com 325 alertas resultando na supressão de 543 hectares de vegetação nativa (MapBiomias, 2023).

O monitoramento do desmatamento e da degradação florestal no Brasil é um desafio logístico e técnico devido ao tamanho do território. A utilização de imagens ópticas de satélites é uma ferramenta indispensável para a vigilância remota, fornecendo uma visão abrangente e regular das alterações na cobertura vegetal. Isso permite a identificação de tendências e áreas críticas, além do acompanhamento em tempo real, de forma eficiente e com baixo custo, contribuindo para a preservação das florestas e o desenvolvimento de políticas ambientais baseadas em evidências (XAUD; EIPHANIO, 2015).

O monitoramento do desmatamento e da degradação florestal no Brasil é um grande desafio logístico e técnico devido ao vasto território. As imagens de satélite são essenciais para a vigilância remota, oferecendo uma visão abrangente e regular das alterações na cobertura vegetal, permitindo a

identificação de tendências e áreas críticas em tempo real, de forma eficiente e com baixo custo (XAUD; EPIPHANIO, 2015). Desde a década de 1980, o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) utiliza sistemas como o PRODES, que estima anualmente o desmatamento, e o DETER, lançado em 2004, que fornece alertas diários de desmatamento em áreas maiores que 3 hectares, facilitando ações rápidas de fiscalização (ESCADA, 2011). Recentemente, o MapBiomas, uma iniciativa colaborativa entre universidades, ONGs e empresas, desenvolveu um sistema de monitoramento que utiliza imagens de satélite e técnicas de aprendizado de máquinas para gerar mapas de cobertura da terra, incluindo áreas desmatadas e degradadas (LEITE, BEREZUK e SILVA, 2022; ROSA, 2016). Esses sistemas são cruciais para o combate ao desmatamento e a degradação florestal, permitindo a identificação e fiscalização das áreas afetadas, apesar das limitações de resolução espacial e temporal. Inovações como a versão beta do MapBiomas em 2023, com imagens de 10 metros de resolução, estão superando essas barreiras.

O Índice de Fração de Degradação Normalizada (NDFI) é um índice espectral usado para detectar danos ao dossel florestal por atividades madeireiras seletivas e incêndios. Estudos, como o de Bullock, Woodcock e Olofsson (2020) em Rondônia, mostram um aumento das áreas degradadas de 2004 a 2020. Sofan et al. (2016) demonstraram uma precisão de 95% do NDFI na detecção da degradação florestal. Isso sugere que o uso do NDFI pode aprimorar o monitoramento do desmatamento no Brasil, identificando áreas não detectadas pelos métodos tradicionais. Contudo, não há estudos sobre o uso do NDFI na Mata Atlântica do Espírito Santo.

Diante do exposto, verifica-se que identificar e mapear o desmatamento e a degradação florestal são fundamentais para a conservação e o uso sustentável das florestas em todo o mundo. Ainda, vale ressaltar que novos esforços para preencher a lacuna das limitações dos sistemas de monitoramento existentes como a baixa resolução espacial e temporal, além de não detectar a degradação das florestas é relevante para a geração de informações confiáveis acerca da perda de florestas nativas.

## **2. Objetivos**

### **2.1 Objetivo geral**

Avaliar um sistema, com alta resolução espacial e temporal, para monitorar a degradação e o desmatamento florestais na Mata Atlântica do estado do Espírito Santo, utilizando imagens Sentinel-2.

### **2.2 Objetivos específicos**

- Desenvolver ferramenta para monitoramento contínuo do desmatamento e degradação, em nível trimestral, usando os dados de cobertura da terra do MapBiomas e imagens Sentinel-2, para os municípios do ES.
- Analisar a acurácia dos resultados de detecção de desmatamento usando alertas validados em campo.
- Analisar a interferência de nuvens na identificação da classe do pixel.
- Desenvolver uma interface gráfica no *Google Earth Engine* (GEE) para a ferramenta.

### 3. REVISÃO DE LITERATURA

#### 3.1. Mata Atlântica

A Mata Atlântica abriga cerca de 8% da biodiversidade global (SILVA; CASTELETI, 2005), com mais de 15.001 espécies de angiospermas registradas no Brasil, sendo aproximadamente metade delas endêmicas desse bioma (FERREIRA, 2015). Esse bioma se destaca por sua heterogeneidade na composição, organização e uma variedade de formações florestais, ecossistemas associados e espécies (BRANCO et al., 2022; STEHMANN et al., 2009). Reconhecida como um *hotspot* global de biodiversidade, a Mata Atlântica enfrenta desafios devido ao desmatamento recente e à fragmentação significativa de seus remanescentes florestais, resultantes de intervenções humanas ao longo do tempo (MITTERMEIER et al., 2004; STEHMANN et al., 2009; LEMBI, 2020; SILVA; CASTELETI, 2005).

Diversas formações vegetais ao longo da costa brasileira compõem a Mata Atlântica, que possui um domínio fitogeográfico originalmente abrangendo 1.315.460 km<sup>2</sup>. No entanto, apenas aproximadamente 12,5% desse bioma se encontra preservado, existindo em pequenos fragmentos ameaçados (MOREIRA, 2020; SOS MATA ATLÂNTICA, 2018). Esses fragmentos desempenham um papel crucial na preservação da biodiversidade e na prestação de serviços ecossistêmicos vitais para cerca de três quartos da população brasileira (REZENDE et al., 2018). Tais serviços incluem a regulação do clima, a proteção contra inundações e deslizamentos de terra, a regulação do abastecimento de água, a provisão de alimentos, atividades recreativas e até a manutenção de valores culturais de comunidades tradicionais (JOLY et al., 2014; LEMBI, 2020; REZENDE et al., 2018).

A Mata Atlântica percorre todo o litoral brasileiro, estendendo-se desde o Piauí até o Rio Grande do Sul. Além disso, esse bioma marca sua presença em estados do interior, como Minas Gerais, Mato Grosso e Goiás, abrangendo aproximadamente 15% da área total do Brasil (MOREIRA, 2020; SOS MATA ATLÂNTICA, 2018). Conforme Rezende (2018), as áreas ocupadas pelo domínio fitogeográfico da Mata Atlântica representam 70% do PIB, dois terços da atividade industrial e abrigam mais de 125 milhões de pessoas. Devido à sua

riqueza em biodiversidade e endemismo, e ao enfrentar intensos desmatamento e degradação, a Mata Atlântica é considerada um dos *hotspots* mais ameaçados do mundo (MITTERMEIER, 2011).

No Espírito Santo, a Mata Atlântica é um bioma singular, reconhecido por sua riqueza em biodiversidade (MARTINELLI, 2022). No Estado esse bioma, cobria aproximadamente 85% do território, abrangendo uma variedade de ecossistemas, desde florestas ombrófilas densas até manguezais e campos rupestres (SOS Mata Atlântica, 2021). A cobertura original do bioma no Estado era cerca de 85%, sendo o restante ocupado por ecossistemas associados, como brejos, restingas, mangues, campos de altitude e campos rupestres. Em 2021 restava apenas 9% do bioma originalmente existente (SOS Mata Atlântica, 2021; CÂMARA, 2005;)

O bioma situado nesse Estado faz parte do Corredor Central da Mata Atlântica, sendo de grande importância nacional para iniciativas de conservação, devido à sua abundante diversidade de espécies ameaçadas de flora e fauna. Conforme indicado no relatório do *Critical Ecosystem Fund* (2001), essa área abriga uma significativa quantidade de espécies endêmicas e ameaçadas de mamíferos e aves. Além disso, as terras altas do Estado são uma das poucas regiões onde se encontram seis gêneros de primatas endêmicos da Mata Atlântica (FREITAS, 2022). A presença de plantas, como as bromélias, orquídeas e árvores nativas emblemáticas como o pau-brasil, o jacarandá e o ipê, enriquece a flora (Bioma Mata Atlântica - Instituto Brasileiro de Florestas, 2020)

No entanto, a conservação da Mata Atlântica no Espírito Santo enfrenta desafios significativos (COTES et al., 2021) e o desmatamento representa a principal ameaça, impulsionado pela expansão da agricultura, pecuária e urbanização (SOS Mata Atlântica, 2021). Desde o período da colonização brasileira, a Mata Atlântica tem sido alvo de exploração, e sua devastação se acentuou com o crescimento urbano, a expansão de estradas, a exploração de recursos naturais e o aumento das atividades agrícolas na região costeira (MORELLATO; HADDAD, 2000; JOLY et al., 2014).

A fragmentação desse ecossistema é resultante, principalmente, do desmatamento recorrente e desordenado, que causa impactos significativos na

distribuição das espécies e provoca perdas incalculáveis para a biodiversidade brasileira (PENEDO et al., 2015). Como consequência desse modelo de devastação, as populações de plantas e animais na Mata Atlântica têm diminuído em número e tamanho, resultando em uma crescente perda de biodiversidade e comprometendo fatores essenciais para a adaptação e evolução das espécies (PENEDO et al., 2015). Isso enfraquece o ecossistema da Mata Atlântica e ameaça sua biodiversidade local (NEWBOLD et al., 2015). Além disso, a fragmentação da floresta, torna a dispersão de sementes e a movimentação da vida selvagem mais complexas, o que pode resultar em declínio populacional e extinção de espécies. A contaminação do ar, da água e do solo também é um problema, afetando a saúde das plantas e dos animais. (PINTO et al., 2022)

Para enfrentar esses desafios, é preciso implementar ações de conservação. O manejo florestal sustentável, o reflorestamento, a pecuária sustentável e o turismo sustentável são estratégias que podem contribuir para a preservação do bioma (ZHAO et al., 2022). Além disso, a recuperação de áreas degradadas por meio do plantio de árvores nativas e a restauração de ecossistemas desempenham um papel vital na restauração da biodiversidade (MARTINS et al., 2022). A educação ambiental desempenha um papel fundamental na conscientização da população sobre a importância da conservação da Mata Atlântica, por meio de campanhas de conscientização, educação formal e não formal (OLIVEIRA et al., 2022).

A Mata Atlântica no Espírito Santo abriga inúmeras espécies únicas e representa um patrimônio natural inestimável (COSTALONGA; BATITUCCI, 2020). Sua conservação é essencial não apenas para a biodiversidade local, mas também para o equilíbrio ambiental em toda a região. Portanto, é crucial que esforços contínuos sejam feitos para proteger e restaurar esse valioso bioma (PAIVA et al., 2022). Assim, a importância do conhecimento espacial para monitorar esse bioma e seus ecossistemas em locais específicos é inquestionável (MOTA et al., 2017), pois pode ser usado para analisar padrões biogeográficos, apoiar a restauração de áreas degradadas, elaborar políticas públicas de proteção e fortalecer as medidas de fiscalização (SANTOS; SILVA; ALBUQUERQUE, 2020).

### 3.2. Desmatamento e degradação florestal

O desmatamento florestal é a remoção total ou parcial da cobertura vegetal de uma área (SALES et al., 2021). Já a degradação florestal é o processo de perda da qualidade de uma floresta sem a remoção total da cobertura vegetal (PEPRAH, AABEYIR e KUUWAABONG, 2022). A degradação e o desmatamento florestal têm sérias consequências para o meio ambiente. Uma delas é a perda da biodiversidade, uma vez que as florestas são habitats de uma grande variedade de plantas e animais. Isso pode levar à extinção de espécies e à redução da biodiversidade. Além disso, a remoção da cobertura florestal leva à degradação do solo, uma vez que as árvores desempenham um papel fundamental na manutenção da umidade e fertilidade do solo (PASCHOAL et al., 2021; KITTUR et al., 2023). Esses processos podem resultar em erosão do solo e perda de nutrientes, prejudicando a capacidade agrícola do território. Outras consequências são as alterações climáticas, pois as florestas desempenham um papel importante na captura de carbono da atmosfera, ajudando a regular o clima global (PEREIRA, 2022). Quando as florestas são destruídas, o carbono armazenado nas árvores é liberado na atmosfera, contribuindo para o aumento das concentrações de gases de efeito estufa e para as mudanças climáticas (ABRÃO, 2022; SOUZA et al., 2021; COSTA, CARNEIRO e PONTES, 2020).

No Brasil, esses processos são desencadeados de diversas formas, onde a expansão da agricultura é a principal delas, como a produção de produtos como soja, milho e carne sendo a principal responsável pela destruição das florestas tropicais brasileiras (FAO, 2022). Além disso, a expansão da pecuária para atender à demanda interna e externa é outra causa significativa (SILVA; SILVA, 2022). A exploração madeireira, embora uma importante fonte de renda para muitas comunidades rurais, contribui para o desmatamento quando é realizada de forma ilegal e predatória. Por fim, o desenvolvimento urbano, incluindo a construção de estradas, cidades e outros empreendimentos, também contribui para o desmatamento, à medida que leva à destruição de florestas tropicais para dar lugar a áreas urbanas e de infraestruturas (BARTOLI, 2020). Os incêndios florestais, desencadeados por fatores naturais ou ações humanas, também desempenham um papel significativo na degradação remoção da cobertura florestal (TAWADE; CHOUDHARY e CHAVAN, 2022). A poluição do ar, da água

e do solo contribui ainda mais para a degradação, impactando negativamente a saúde dos ecossistemas florestais (VIEIRA, ORNELLAS e LOPES, 2022). Além disso, eventos climáticos extremos induzidos pela mudança climática, como secas, inundações e tempestades, representam uma ameaça às florestas (KUSCHNIG et al., 2023).

O combate ao desmatamento e degradação florestal é crucial para a conservação do meio ambiente, da biodiversidade e para o enfrentamento das mudanças climáticas (ALENCAR, RODRIGUES e CASTRO et al., 2020). A implementação de políticas de conservação, fiscalização e a promoção do uso sustentável dos recursos florestais são estratégias necessárias para proteger as florestas e garantir um futuro mais equilibrado para o planeta (MAIA et al., 2023; KUSCHNIG et al., 2023). Os plantios de reflorestamento e restauração, juntamente com práticas sustentáveis de manejo florestal, podem ajudar a minimizar a degradação florestal (ORAON, SAGAR e BEAUTY, 2023). A restauração ecológica por meio de métodos naturais ou assistidos é considerada a melhor solução para recuperar a regeneração e composição da floresta (PIRES, 2023). Políticas e governança eficazes também são cruciais para promover o manejo e a conservação florestal (SPECHELT et al., 2015).

### **3.3. Sensoriamento Remoto**

O Sensoriamento Remoto (SR) é uma ciência que possibilita a obtenção de informações sobre objetos, áreas ou fenômenos sem a necessidade de contato físico com os mesmos (LILLESAND, KIEFER E CHIPMAN, 2014). Tais informações são coletadas por satélites artificiais em órbita terrestre, equipados com sistemas sensores que operam em diferentes faixas do espectro eletromagnético. Esses sistemas captam a energia eletromagnética incidente sobre o objeto de estudo e a convertem em dados passíveis de interpretação (LIMA, 2018).

O SR utiliza procedimentos específicos para a obtenção de imagens que registram a energia eletromagnética refletida, absorvida ou transmitida pelos

objetos (SPRING, 2018). Essa energia, por sua vez, interage com a matéria de diversas formas, podendo ser absorvida, refletida ou transmitida, com intensidades variáveis de acordo com a natureza da matéria e a faixa do espectro eletromagnético em questão (MOREIRA, 2012).

A coleta de dados remotos é realizada por meio de diversos sistemas sensores, cada um com características e funcionalidades específicas. Esses sistemas são capazes de detectar a energia eletromagnética refletida ou emitida pelos objetos, possibilitando a caracterização de diversos elementos da superfície terrestre (MOREIRA, 2012). Entre os elementos que podem ser imageados por SR estão: recursos hídricos, vegetação, cobertura do solo (solo, vegetação, rochas) e áreas construídas (PONZONI, SHIMABUKURO E KUPLICH, 2015).

Os dados coletados pelos sistemas sensores na forma de imagens são submetidos a um processamento digital que visa otimizar a qualidade da informação e facilitar a identificação de objetos e padrões. O processamento de imagens de SR envolve diversas etapas, tais como: correção radiométrica, calibração geométrica, realce de feições, segmentação de imagem e classificação de pixels.

O processamento é realizado por meio de Sistemas de Informações Geográficas (SIG), que permitem o tratamento computacional de dados georreferenciados, viabilizando a realização de análises espaciais complexas, consultas, modelagem, manipulação e recuperação de informações (DAINESE, 2001). Uma das principais vantagens do uso de SIG é a capacidade de gerar tabelas a partir dos dados das imagens, facilitando a criação de mapas temáticos (GONÇALVES, 2002). A criação de mapas temáticos se baseia no conceito de camadas, onde cada camada representa um tema específico (por exemplo, fitofisionomia, solo, uso da terra) e pode ser sobreposta a outras camadas para facilitar a análise espacial e a identificação de relações entre diferentes temas (LISBOA FILHO, 1995).

As imagens de SR são compostas por pixels, que são células de tamanho uniforme que formam uma matriz. A tonalidade de cada pixel é representada por um Número Digital (ND) que indica a intensidade da radiação eletromagnética

refletida pelo objeto naquela posição. A imagem advinda de SR possui quatro tipos de resolução:

**a) Resolução espacial:** Refere-se ao nível de detalhe que pode ser observado em uma imagem de satélite (ZANI, DUARTE e CRUZ, 2015). Quanto maior a resolução espacial, melhor será a capacidade de identificar e distinguir objetos na imagem.

**b) Resolução espectral:** Refere-se à capacidade do sensor de distinguir diferentes faixas do espectro eletromagnético e ao número de bandas disponíveis na imagem (MOREIRA, 2012). Sensores com maior resolução espectral permitem a investigação mais detalhada das interações entre a radiação eletromagnética e a superfície terrestre (NOVO, 2008).

**c) Resolução radiométrica:** Refere-se à capacidade do sensor de distinguir pequenas variações na intensidade da radiação eletromagnética refletida pelos objetos (WENG, 2018; CASTRO, 1992). Quanto maior a resolução radiométrica, maior será a capacidade de identificar diferenças sutis nos níveis de cinza da imagem.

**d) Resolução temporal:** Refere-se ao intervalo de tempo que o sensor leva para cobrir um mesmo local na superfície (Castro, 1992; Novo, 2008). Esse intervalo está relacionado com a altura, velocidade e inclinação do satélite e o ângulo de abertura do sensor (NOVO, 2008).

### 3.3.1. Missão Sentinel-2

A Sentinel-2 é uma missão de satélite óptico de alta resolução desenvolvida pela Agência Espacial Europeia (ESA) para a Comissão Europeia. Consiste em dois satélites, Sentinel-2A e Sentinel-2B, que fornecem observação contínua de áreas terrestres e costeiras com um tempo de revista de cinco dias no Equador (PEHANI et al., 2022; CLERC et al., 2021). O Sentinel-2 é um importante instrumento para o monitoramento ambiental e o planejamento do uso do solo. As imagens do Sentinel-2 são disponibilizadas gratuitamente pela Agência Espacial Europeia (ESA) (BERGSMA, ALMAR, 2020).

O Sentinel-2 possui um sensor chamado *MultiSpectral Instrument* (MSI), que é composto por 13 bandas espectrais que são divididas em três grupos: Bandas visíveis e do infravermelho próximo - VNIR (quatro bandas com resolução espacial de 10 metro); Bandas do infravermelho de onda curta - SWIR (seis bandas com resolução espacial de 20 metros); Bandas do infravermelho térmico - TIR (3 bandas com resolução espacial de 60 metros). As bandas permitem a detecção e caracterização de uma ampla variedade de objetos e fenômenos na superfície da Terra, incluindo: cobertura vegetal, solo, água e urbanização.

### **3.3.2. Desmistura Espectral Linear**

A desmistura espectral linear (LSU) é uma técnica usada para analisar dados de SR e caracterizar a composição de diferentes tipos de cobertura da terra em uma imagem (KESHAVA; MUSTARD, 2002). Envolve a decomposição das assinaturas espectrais de pixels mistos em seus membros finais (*endmembers*) constituintes, como vegetação arborizada, vegetação não arborizada e solo nu (CLASEN et al., 2015). Essa abordagem foi aplicada a vários ecossistemas florestais, incluindo florestas tropicais, manguezais e florestas nos Alpes, para mapear mudanças na cobertura florestal, monitorar a degradação florestal e avaliar trajetórias de recuperação pós-perturbação (MANDL et al., 2023).

A LSU é um método que assume que a assinatura espectral de um pixel é uma combinação linear das assinaturas espectrais dos materiais presentes na cena (PATEL; SONI, 2019). Essa técnica é amplamente usada em SR para estimar as abundâncias fracionárias dos membros finais e suas assinaturas espectrais (DRUMETZ, CHANUSSOT e JUTTEN, 2019). A LSU tem sido utilizada em aplicações de SR, incluindo o monitoramento do desmatamento na Amazônia brasileira utilizando cálculos matemáticos para estimar as frações de cada componente na mistura. (SHIMABUKURO, DUTRA e ARAI, 2020). Cerra et al. (2021) também aplicou à análise de dados hiperespectrais, onde permitiu a identificação e quantificação de diferentes materiais dentro de um pixel. O método LSU provou ser valioso na redução de dados e no destaque de alvos de interesse em imagens (SHIMABUKURO, DUTRA e ARAI, 2020). Esses autores citam que este método contribuiu para o desenvolvimento de pesquisas e

aplicações em sensoriamento remoto devido à sua capacidade de estimar frações de componentes em misturas espectrais.

### 3.3.3. Índice de Fração de Diferença Normalizada

O Índice de Fração de Diferença Normalizada (NDFI) foi proposto por Souza, Roberts e Cochrane (2005) com o objetivo de melhorar a detecção de danos no dossel florestal decorrentes de atividades como a extração seletiva de madeira e os incêndios florestais, especialmente na região Amazônica. Esse índice espectral sintetiza informações de várias imagens de frações de componentes derivadas de modelos de desmistura espectral (SOUZA, ROBERTS e COCHRANE 2005). Ainda segundo esses autores, o NDFI é mais sensível aos danos do dossel do que qualquer fração individual e tem o potencial de subclassificar ainda mais os níveis de degradação em ambientes florestais.

O NDFI é útil na identificação de áreas de floresta degradada, pois sua fórmula combina todas as informações relevantes em uma única faixa sintética (BULLOCK, WOODCOCK e OLOFSSON, 2020). Esse índice (equação 1) utiliza informações derivadas de modelos de desmistura espectral, combinando dados de alta vegetação verde (GV) e sombra do dossel com informações de baixa vegetação não fotossintética (NPV) e valores do solo (COCHRANE; SOUZA 1998; SOUZA, COCHRANE e MARK, 2005). Essa combinação de informações é essencial para identificar e mapear áreas de florestas degradadas.

$$NDFI = \frac{\left[\left(\frac{GV}{1-sombra}\right) - (NPV + Solo)\right]}{\left[\left(\frac{GV}{1-sombra}\right) + (NPV + Solo)\right]} \text{ (Eq. 1)}$$

em que:

*GV*: *endmembers* que representam a fração de vegetação verde, que é um indicativo de áreas florestais saudáveis.

*Sombra*: *endmembers* que representam a fração da sombra do dossel.

*NPV*: *endmembers* que representam a fração da vegetação não fotossinteticamente ativa, que pode ser um indicativo de vegetação danificada ou áreas degradadas.

*Solo*: *endmembers* que representam a fração de solo exposto.

### **3.3.1. Processamento de dados orbitais em nuvem no *Google Earth Engine***

O processamento de dados orbitais em nuvem é uma ferramenta importante para o avanço científico em várias áreas, incluindo monitoramento ambiental, observação da Terra e ciência planetária. A escalabilidade e a flexibilidade da nuvem permitem a análise eficiente de grandes volumes de dados de satélite, levando a informações mais rápidas e precisas sobre o planeta (WANG et al., 2023). Essa mudança de paradigma tem o potencial de gerar impactos significativos para a sociedade, permitindo pesquisas e aplicações inovadoras (ASTSATRYAN; LALAYAN E GIULIANI, 2023).

O *Google Earth Engine* (GEE) é uma plataforma baseada em nuvem para análise geoespacial que utiliza os recursos computacionais do *Google* para abordar vários problemas sociais, como desmatamento, seca, desastres e segurança alimentar (MUTANGA e KUMAR, 2019). Ele fornece acesso a um vasto conjunto de dados que podem ser processados e analisados usando as linguagens de programação *JavaScript* e *Python* (GORELICK et al., 2017).

O GEE oferece processamento paralelo de alta velocidade e algoritmos de aprendizado de máquina, tornando-o adequado para monitoramento e análise ambiental em grande escala (MARKERT, 2019). A plataforma tem sido amplamente utilizada em estudos envolvendo dados de sensoriamento remoto, particularmente imagens ópticas de satélite, como dados Sentinel-2, e fez progressos significativos na abordagem de desafios globais relacionados a *geo-big data* (PERILLA; MAS, 2020).

A plataforma integrada e a interface amigável do GEE expandiram sua base de usuários além dos cientistas tradicionais de sensoriamento remoto, permitindo que um público mais amplo utilize seus recursos sem exigir conhecimentos especializados em codificação ou acesso a supercomputadores (TAMIMINIA et al., 2020).

### 3.3.2. Sistemas de monitoramento florestais brasileiros

O Brasil implementou vários sistemas de detecção de desmatamento e degradação que utilizam diferentes tecnologias e abordagens para monitorar mudanças na cobertura vegetal. Esses sistemas são cruciais para identificar áreas de desmatamento e degradação em tempo real, o que é essencial para implementar ações de fiscalização e combate (KUSCHNIG et al., 2023). Dentre os principais sistemas de detecção de desmatamento, destacam-se:

a) DETER: O Sistema de Detecção do Desmatamento em Tempo Real, desenvolvido pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE). Utilizando imagens de satélite, o DETER identifica áreas de desmatamento com área mínima de 25 hectares. Trata-se de um sistema de alerta que identifica áreas de desmatamento em estágio inicial, permitindo a intervenção das autoridades ambientais para prevenção e controle (ESCADA et al., 2011).

b) SAD: O Sistema de Alerta de Desmatamento foi desenvolvido pelo Instituto do Homem e Meio Ambiente da Amazônia (IMAZON). O SAD também utiliza imagens de satélite, mas é capaz de identificar áreas de desmatamento e degradação com área mínima de 1 hectare, tornando-se mais preciso que o DETER (ESCADA et al., 2011).

c) PRODES: O Programa de Monitoramento do Desmatamento na Amazônia Legal, também foi desenvolvido pelo INPE. O PRODES gera um mapa anual do desmatamento na Amazônia Legal, oferecendo um panorama abrangente das áreas afetadas (ESCADA et al., 2011).

Quanto aos sistemas de detecção de degradação, destacam-se:

a) MapBiomas: É um projeto colaborativo que utiliza imagens de satélite para mapear a cobertura vegetal do Brasil, identificando diferentes tipos de perda de cobertura vegetal, fragmentação da floresta e mudanças na cobertura do solo. O MapBiomas fornece um panorama geral da degradação florestal no país (WANG et al., 2019).

b) DETER-B: O Programa de Monitoramento do Desmatamento e da Degradação Florestal na Amazônia Legal, também desenvolvido pelo INPE.

Assim como o PRODES, o PRODES-B gera um mapa anual, mas foca na degradação florestal na Amazônia Legal (DINIZ et al., 2015).

Os sistemas de detecção de desmatamento e degradação no Brasil enfrentam desafios significativos. A cobertura de nuvens afeta as imagens de satélite, dificultando a análise e o monitoramento (BRAGAGNOLO, SILVA e GRZYBOWSKI, 2021). A resolução espacial das imagens é limitada, tornando difícil identificar áreas menores de desmatamento (ALMEIDA et al., 2020). Além disso, acessar áreas remotas representa um desafio, complicando os esforços de vigilância e combate (NAZAROVA, MARTIN e GIULIANI, 2020).

O Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis (IBAMA) usa o sistema DETER para identificar o desmatamento em estágio inicial na Amazônia Legal (MATAVELI et al., 2022). Organizações não governamentais (ONGs) usam o sistema SAD para monitorar o desmatamento em áreas ambientalmente importantes e defender medidas de proteção (ESCOBAR, 2020). O Ministério do Meio Ambiente conta com o sistema PRODES para gerar relatórios anuais sobre o desmatamento na Amazônia Legal, que são cruciais para avaliar as políticas de desmatamento (CANDIOTTO; LEITE, 2023). Esses sistemas desempenham um papel vital no monitoramento e combate ao desmatamento na região (RICHARDS et al., 2017; DINIZ et al., 2015).

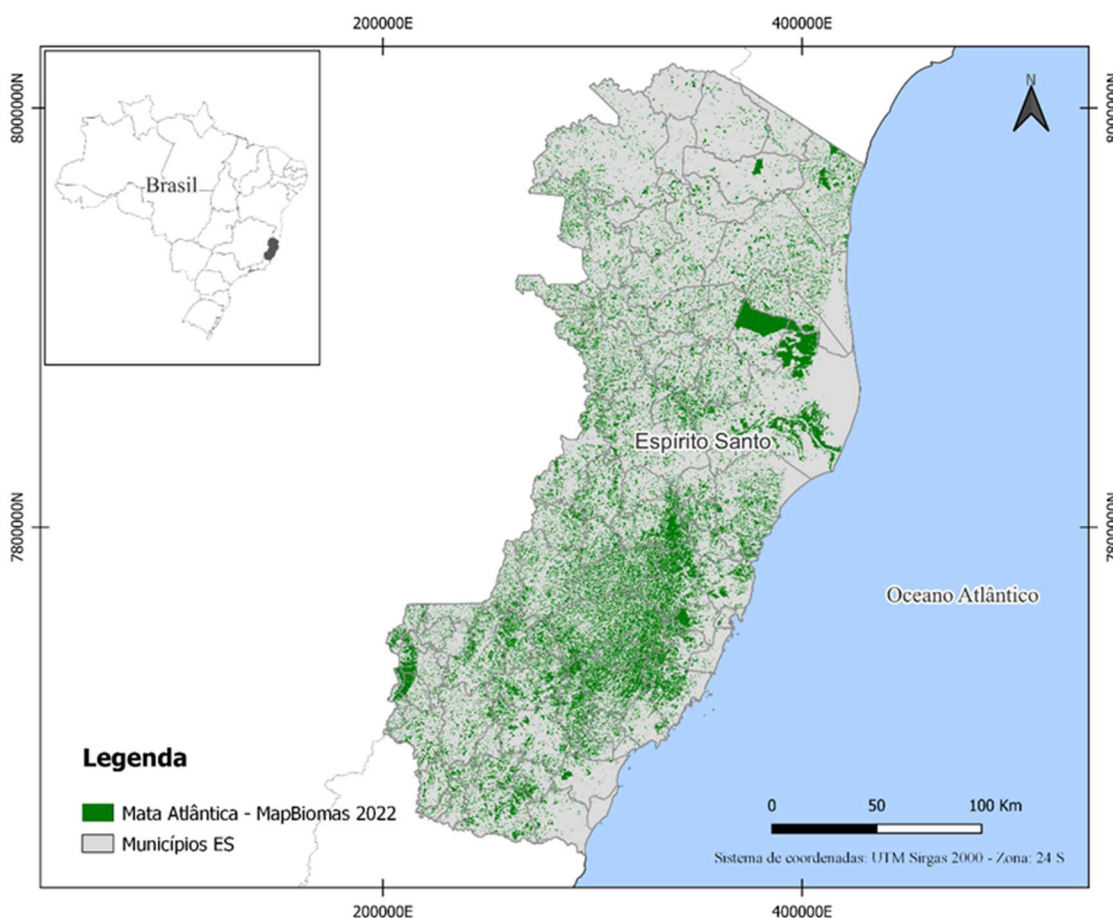
Para melhorar o monitoramento e o controle das atividades de desmatamento e degradação no Brasil, é necessário investir em tecnologias avançadas, como imagens de satélite de alta resolução, inteligência artificial para identificação automatizada e uso de drones para imagens de áreas remotas. Essas tecnologias podem aumentar a eficácia dos sistemas de monitoramento e fornecer dados mais precisos para a tomada de decisões. A evolução constante dessas tecnologias é crucial para se manter atualizado com os últimos avanços e melhorar o monitoramento e o controle geral do desmatamento e da degradação no Brasil (CANDIOTTO; LEITE, 2023; TEICH et al., 2023; NAZAROVA, MARTIN e GIULIANI, 2020).

## 4. Material e Métodos

### 4.1. Área de estudo

A área de estudo compreende a área de florestas de Mata Atlântica no Estado do Espírito Santo (Figura 1). O Estado está situado na região costeira do Sudeste do Brasil (Latitude: 335000 E, Longitude: 7800000 N), com área de 46.095 km<sup>2</sup> e uma população de 3.833.486 habitantes (IBGE, 2022). O Estado possui um clima tropical quente e chuvoso, sem estação fria definida. De acordo com Alvarez et al. (2013), a maior parte do estado possui clima Aw (tropical úmido) pelo sistema de Köppen. As temperaturas médias anuais variam de 22 a 24 °C, e o volume de chuva anual é superior a 1.400 mm, concentrado principalmente no verão (ALVARES et al., 2013).

**Figura 1.** Áreas de floresta de Mata Atlântica no estado do Espírito no ano de 2022.



Fonte: adaptado de MapBiomas (2022).

No Espírito Santo, as principais classes de cobertura da terra são pastagens (39,12%), mata nativa (24,60%), culturas temporárias (18,65%), culturas permanentes (8,30%) e florestas plantadas (5,64%). Além disso, há áreas de infraestrutura urbana (1,38%), corpos d'água (1,03%), afloramentos rochosos (0,70%), outras formações naturais (0,18%), áreas não vegetadas (0,17%), áreas de mangue (0,14%) e praias e dunas (0,09%) (TEODORO et al., 2023). A categoria de floresta plantada é predominantemente composta por plantações de eucalipto. Os Latossolos são a classe de solo predominante, abrangendo 49,71% da área, seguidos pelos Argissolos (25,50%) e Cambissolos (12,00%), Neossolos (4,13%), Gleissolos (2,70%), Nitossolos (2,30%), Chernossolo (0,93%), Espodossolos (0,85%) e Solos Indiscriminados de Manguezais (0,15%). Além disso, há afloramentos rochosos que representam 0,70% da região (TEODORO et al., 2023). O relevo e o terreno do Espírito Santo são influenciados por fatores litoestruturais, tectônicos e neotectônicos, com orientações NW-SE/NNW-SSE e NE-SW/NNE-SSW, refletindo a estruturação regional e a presença de falhas geológicas (SILVA; BRICALLI, 2023).

## **4.2. Aquisição dos dados**

### **4.2.1. Dados Sentinel 2**

Neste trabalho foram utilizadas as imagens Sentinel-2 harmonizadas, no nível de processamento L2A a partir de 2019, quando os dados do RAD MapBiomas começaram a ser disponibilizados, com resolução espacial de 20 m. Os dados harmonizados, aplicados nas imagens após 25/01/2022, tem como objetivo igualar os intervalos de reflectância de imagens mais recentes com os das imagens mais antigas. O nível de processamento L2A indica que as imagens possuem correção atmosférica, ortorectificação e traz a classificação da cena para as classes de solo, vegetação, água e nuvens. Para este trabalho foram utilizadas dez bandas espectrais (Tabela 1):

**Tabela 1.** Comprimentos das bandas espectrais dos sensores do Sentinel 2.

<b>Banda</b>	<b>Comprimento de Onda (S2A) [nm]</b>	<b>Comprimento de Onda (S2B) [nm]</b>
Azul	496,6	492,1
Verde	560,0	559,0
Vermelho	664,5	665,0
Borda do vermelho 1	703,9	703,8
Borda do vermelho 2	740,2	739,1
Borda do vermelho 3	782,5	779,7
Borda do vermelho 4	864,8	864,0
Infravermelho próximo	835,1	833,0
Infravermelho de ondas curtas 1	1613,7	1610,4
Infravermelho de ondas curtas 2	2202,4	2185,7

**Fonte:** autor.

Para a remoção de pixels com nuvens foi utilizada a coleção Sentinel-2 *cloud probability* com resolução espacial de 10 m, que possui somente uma banda denominada de *probability*. O intervalo dessa banda varia de 0% a 100%, correspondendo a porcentagem de probabilidade daquele pixel está comprometido por nuvem. Após realização de testes foi definido que para a remoção de nuvens nas imagens, os pixels acima de 20% probabilidade de nuvens foram removidos afim de reduzir os ruídos de nuvens nos mosaicos trimestrais.

Além das bandas espectrais, foi utilizada uma banda de classificação denominada de *Scene Classification* (SCL), com intervalo de 0 a 11 correspondendo as classes: sem dados (0), pixel saturado ou defeituoso (1), sombras projetadas topográficas (2), sombras de nuvens (3), vegetação (4), não-vegetado (5), água (6), não classificado (7), probabilidade média de nuvem (8), nuvem de alta probabilidade (9), cirros finos (10) e neve ou gelo (11).

#### **4.2.2. Dados do MapBiomas**

Este trabalho utilizou imagens de cobertura da terra do MapBiomas, com resolução espacial de 30 metros e disponibilizadas anualmente, como base para o monitoramento da Mata Atlântica no ES, sendo a primeira entrada de dados. A utilização dessas imagens dispensa a realização de mapeamento prévio, pois esse mapa foi considerado linha de base no ano imediatamente anterior para o mapeamento do ano desejado. Levando a uma redução no tempo necessário para observação dos fenômenos e possibilitando uma tomada de decisão mais rápida e eficiente.

Para a aquisição dos dados, foi utilizada a imagem da coleção 8 do mapa de cobertura da terra do MapBiomas. Essa imagem possui um conjunto de mapas anuais de cobertura da terra do Brasil, com 29 classes, cobrindo o período de 1985 a 2022, e está disponível em forma de bandas. As classes dos dados MapBiomas utilizadas neste trabalho foram: Formação Florestal (3), Formação Savânica (4), Mangue (5), Floresta Alagável (6) e Restinga Arbórea (49). Essas cinco classes foram utilizadas para se obter a cobertura florestal no Espírito Santo.

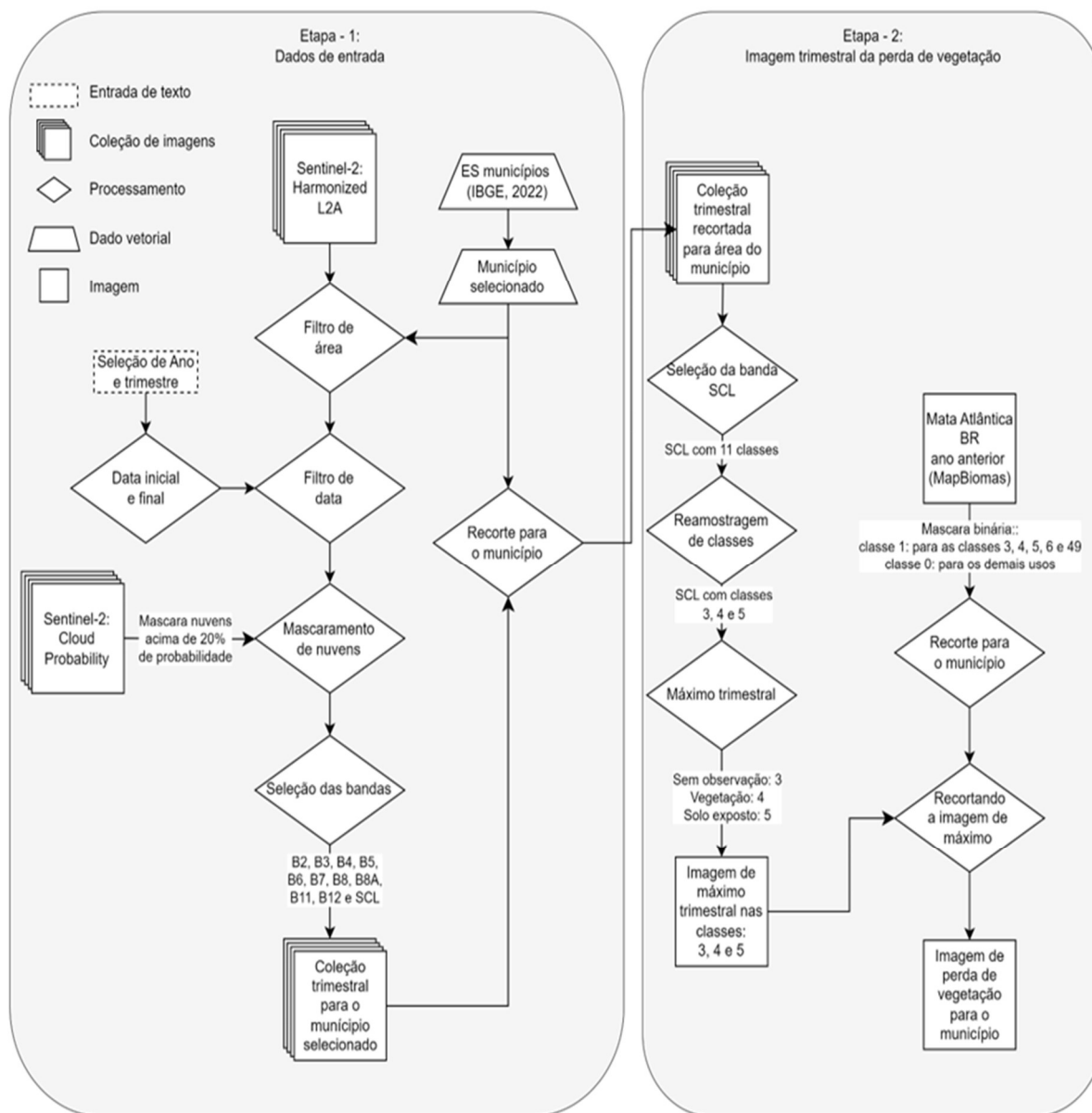
#### **4.3. Identificação de áreas desmatadas em cada município do Espírito Santo**

O mapeamento das áreas desmatadas consiste em duas etapas (Figura 2). Na primeira etapa, as imagens orbitais Sentinel-2 Harmonized L2A passam por uma filtragem espacial para o município selecionado. Os dados vetoriais dos limites estadual e municipais utilizados neste trabalho foram provenientes da base do IBGE para o ano de 2022. Em seguida é aplicado um filtro temporal para seleção das imagens no ano e trimestre selecionados. Após a filtragem, por área e data, foi aplicado um filtro de nuvens usando as imagens da coleção Sentinel-2 Cloud Probability, utilizando a banda probability, em que, para cada imagem Sentinel-2 Harmonized L2A, existe uma correspondente Sentinel-2 Cloud Probability. Nessa filtragem, os pixels que indicam uma probabilidade de nuvens acima de 20% serão removidos. Segundo Sanchez et al. (2020), esse limiar é adequado para florestas tropicais. Em seguida, com a coleção Sentinel-2

Harmonized L2A filtrada por área, data e remoção das nuvens, foi realizada a seleção das bandas de interesse. Após isso, um recorte em cada imagem da coleção foi realizado para o município selecionado.

A etapa 2 consiste na preparação da imagem de perda de vegetação para a área de Mata Atlântica para o município selecionado. Nesse sentido, foi necessário realizar um mapeamento prévio para a realização do acompanhamento do desmatamento. Para isto, foi utilizada a imagem da coleção 8 do mapa de cobertura da terra do MapBiomas do ano anterior ao ano e trimestre selecionados pelo usuário.

**Figura 2.** Fluxograma do processamento para obtenção da imagem de desmatamento trimestral para o município selecionado.



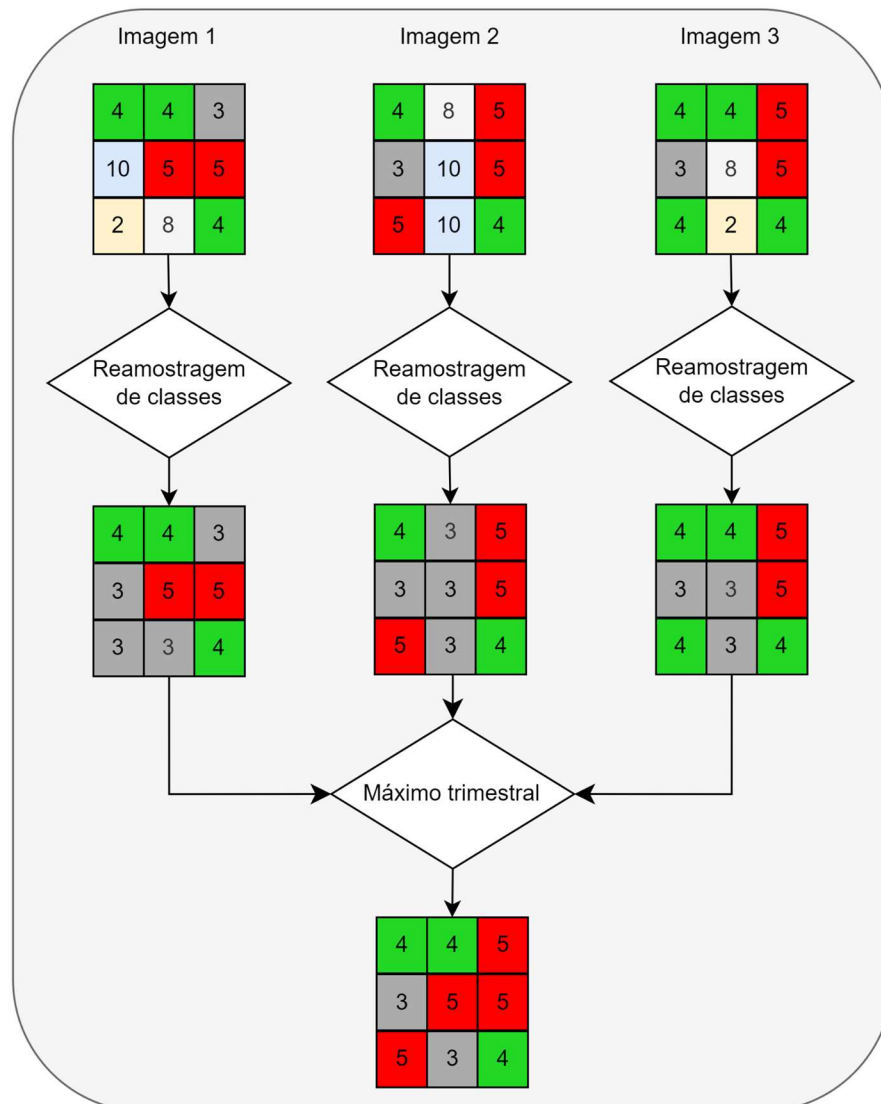
Fonte: autor.

Um dos dados de entrada na etapa 2 foi a coleção Sentinel-2 Harmonized L2A recortada para o município de interesse, resultante da etapa 1. O passo seguinte foi a seleção da banda de classificação *Scene Classification Layer* (SCL). Essa banda traz informações previamente processadas para algumas classes, como as classes de solo e vegetação, que serão utilizadas posteriormente. Nesse momento, a banda SCL possui 11 classes que foram

reamostradas para as três classes de interesse: 3 (nuvens, água ou gelo), 4 (vegetação) e 5 (solo exposto).

Em seguida, a coleção reamostrada é transformada em única imagem, por meio de uma redução de máximo, onde cada pixel dessa imagem resultante é o resultado do valor máximo em todas as imagens da coleção do ano e trimestre selecionados (Figura 3). Nesse ponto do processo, tem-se uma imagem de máximos para o período desejado cobrindo toda a área do município que foi selecionado. Como a classe 3 engloba vários tipos de vegetação, essa imagem possui área de floresta, pastagem, agricultura, silvicultura, dentre outras coberturas fotossinteticamente ativas. Foi escolhida a imagem onde ocorre o máximo trimestral devido ao monitoramento conter 3 classes uma de menor valor (nuvem, valor: 3), uma de valor intermediário (vegetação, valor: 4) e a última de valor máximo (solo, valor: 5). Como o objetivo foi monitorar de 2019 a 2022, progredindo, quando um pixel de valor inferior encontra um mesmo pixel de valor superior ele ficará registrado no mosaico trimestral. Para este trabalho foram utilizados dados vetoriais, provenientes da base do IBGE para o ano de 2022, contendo o limite estadual e os limites municipais.

**Figura 3.** Processo de reamostragem de classes e obtenção da imagem de máximos para o ano e trimestres selecionados.

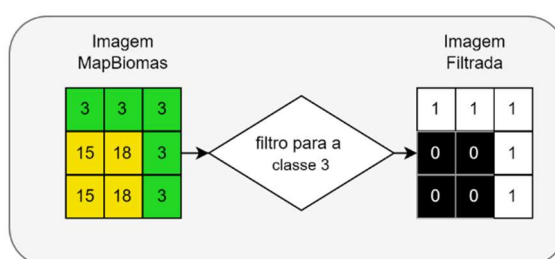


**Fonte:** autor.

Como o interesse do estudo é o acompanhamento trimestral do desmatamento e degradação da Mata Atlântica no Espírito Santo, foi utilizada a imagem do mapeamento anual de cobertura do MapBiomas, da coleção 8, como mapa base para o acompanhamento contínuo. Primeiro é feita uma filtragem das classes de floresta, transformando em máscara binária onde as classes

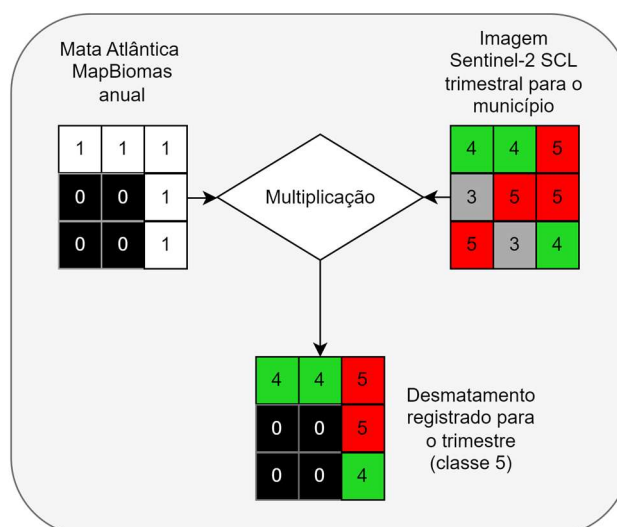
consideradas como verdadeiras (valor 1 na máscara binária) foram: 3 (formação florestal), 4 (formação savânica), 5 (mangue), 6 (floresta alagável) e 49 (restinga arbórea). O resultado dessa filtragem é uma imagem binária (Figura 4). Combinando os dados resultantes dos processamentos apresentados nas Figuras 2 e 3, é obtido o mapa de desmatamento da Mata Atlântica para o ano e trimestre selecionado. Isto é feito por meio da multiplicação entre as imagens (Figura 5).

**Figura 4.** Exemplo de imagem binária filtrando a imagem original pelo valor de classe 3.



Fonte: autor.

**Figura 5.** Combinação do mapa anual de Mata Atlântica do MapBiomas, relativo ao ano imediatamente anterior ao selecionado, com a imagem Sentinel-2 Harmonized L2A na banda SCL para o trimestre e ano selecionado.



Fonte: autor.

#### 4.4. Identificando as áreas florestais degradadas no Espírito Santo utilizando o NDFI

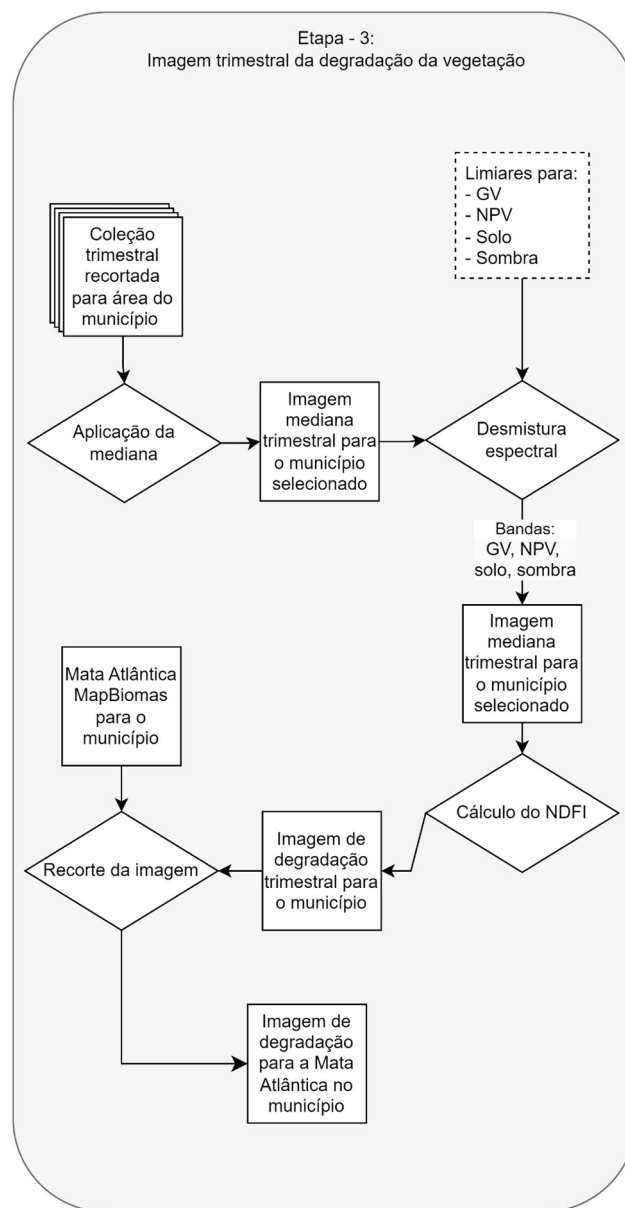
Para o mapeamento da degradação (etapa 3 da Figura 6), são utilizadas três entradas de dados. A primeira entrada, gerada na etapa 1 (Figura 2), são as imagens da coleção Sentinel-2 Harmonized L2A, para o ano e trimestre selecionados e recortadas para o município de interesse.

Essa coleção é reduzida pela mediana para gerar uma única imagem, uma vez que a mediana permite identificar o valor central das observações, representando a classe que mais predominou naquele trimestre. A segunda entrada é uma lista com os valores de reflectância para cada uma das bandas selecionadas (*endmembers*), onde foram coletados os valores de reflectância dos pixels para as classes de: floresta (GV), solo, vegetação não fotossinteticamente ativa (NPV) e sombra. Para a aquisição desses *endmembers* foi selecionada uma imagem para o ES, dando preferência para a cena com uma baixa incidência de nuvens. Nessa imagem, por meio de fotointerpretação, foram identificados 50 pixels em cada classe e extraído o valor de reflectância em cada uma das bandas usadas neste trabalho. Em seguida para cada uma das classes foi feito uma média dos 50 pixels para cada uma das bandas, resultando em uma lista com a reflectância média por banda em cada classe.

Esses dados foram utilizados para realização do cálculo do NDFI na imagem mediana aplicando a equação 1. Com a imagem de NDFI para o município selecionado, é necessário fazer o recorte dela para a área de Mata Atlântica. A terceira entrada de dado para a etapa 3 é a imagem binária da Mata Atlântica do MapBiomas recortada para o município selecionado gerada na etapa 2 da Figura 2.

Ao final do processamento é obtida uma imagem com intervalo de pixels variando de -1 a 1, que representa o nível de degradação naquele trimestre para cada um dos pixels dentro da área de Mata Atlântica para o município selecionado.

**Figura 6.** Geração da imagem de degradação trimestral para o município do estado do Espírito Santo selecionado.

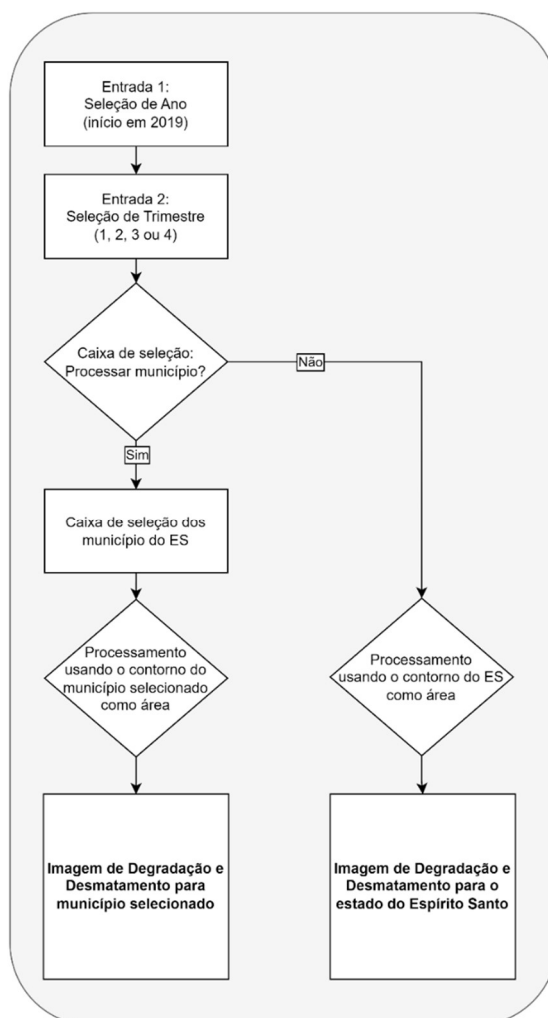


Fonte: autor.

#### 4.5. Desenvolvimento da ferramenta para detecção de degradação e desmatamento das florestas de Mata Atlântica no Espírito Santo

A interface da aplicação, intitulada de FlorESat, foi desenvolvida na plataforma do Google Earth Engine (GEE) usando recursos da própria plataforma para a criação, afim de facilitar a interação do usuário com a interface. Na Figura 7, está o fluxo da aplicação da ferramenta. Os dados de entrada na interface são o ano, trimestre e município desejado. Logo após a inserção desses dados, as imagens passam pelas etapas de processamento, como descritas anteriormente nesse trabalho. Como resultado, será exibido um mapa para o município selecionado com as informações de degradação e desmatamento.

**Figura 7.** Fluxograma apresentando as principais etapas do FlorESat.



**Fonte:** autor.

#### 4.6. Validação dos resultados do FlorESat

Para avaliar a acurácia (eq. 2), precisão (eq. 3) e especificidade (eq. 4) do mapeamento do desmatamento do FlorESat, foi gerada uma matriz de confusão comparando a concordância dos pixels dos resultados obtidos neste trabalho comparados aos resultados obtidos por meio da fotointerpretação.

$$\text{Acurácia} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} * 100 \quad (\text{eq. 2})$$

$$\text{Precisão} = \frac{TP}{TP+FP} * 100 \quad (\text{eq.3})$$

$$\text{Especificidade} = \frac{TN}{TN+FN} * 100 \quad (\text{eq.4})$$

em que:

*TP* (verdadeiro positivo): Áreas corretamente identificadas como desmatadas.

*FP* (falso positivo): Áreas erroneamente identificadas como desmatadas.

*TN* (verdadeiro negativo): Áreas corretamente identificadas como não desmatadas.

*FN* (falso negativo): Áreas erroneamente identificadas como não desmatadas.

Na etapa de fotointerpretação foram amostrados 52 polígonos, 13 polígonos para cada ano de 2019 a 2022, espalhados aleatoriamente pela região de floresta do ES utilizando a máscara de floresta do MapBiomas para os respectivos anos. Os polígonos aleatórios mapeados manualmente possuíam áreas médias de 20 ha. Em seguida, utilizando o *software* R foi extraída as classes mapeadas para avaliar acurácia da detecção do desmatamento.

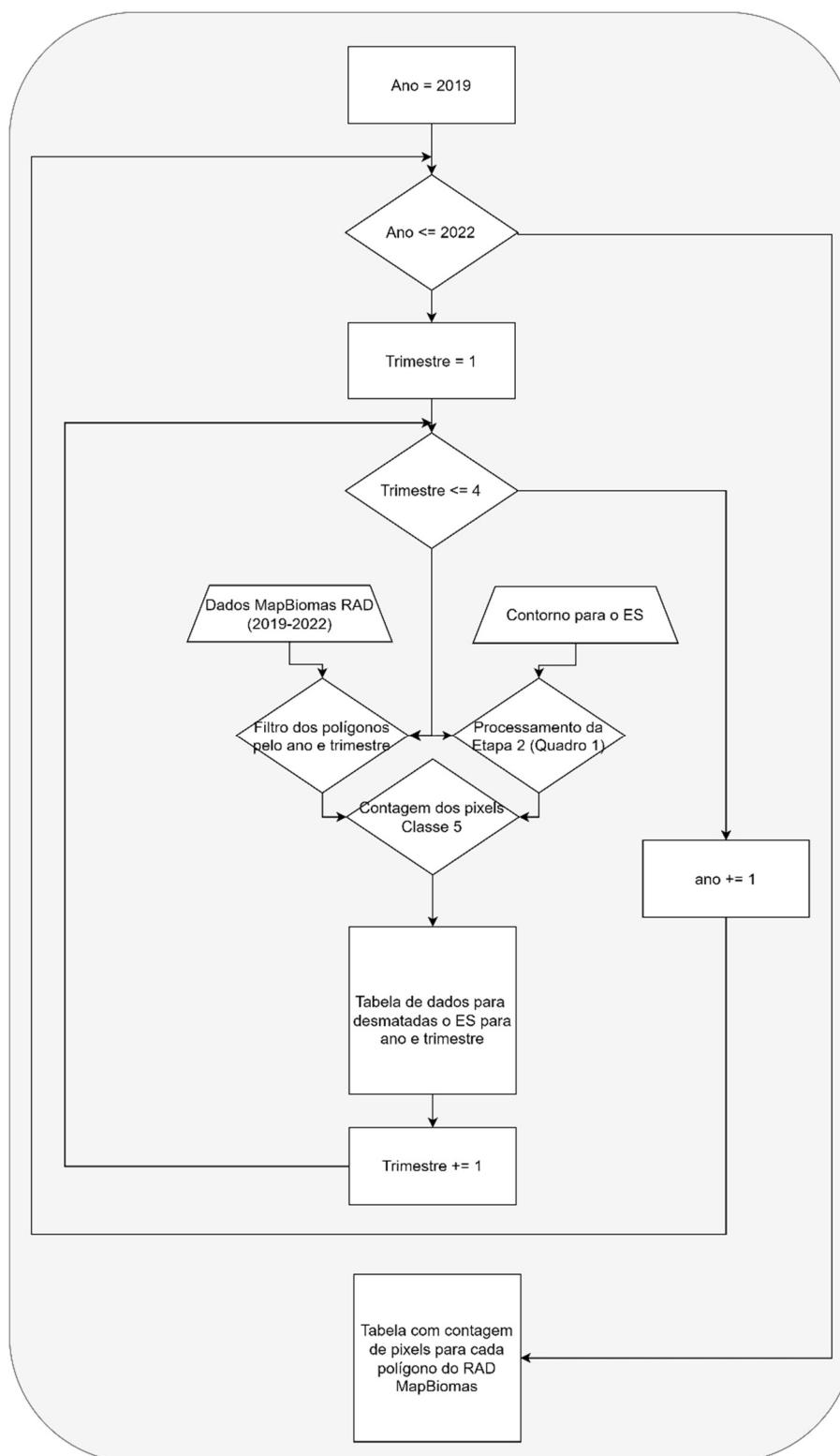
Também, para a avaliação dos dados do desmatamento (Figura 8), foi realizada a nível estadual, confrontando os resultados obtidos neste trabalho com os dados de alertas emitidos e validados presentes no RAD MapBiomas (2019 a 2022). O relatório é um compilado abrangente que integra dados de vários sistemas de monitoramento do desmatamento no Brasil, como o PRODES, DETER e SAD, cobrindo diversos biomas como Amazônia, Cerrado,

Caatinga, Pantanal, Mata Atlântica e Pampa. Utilizando imagens de satélite de alta resolução, o MapBiomas Alerta verifica, valida e refina os alertas de desmatamento, determinando a regularidade legal dos desmatamentos detectados entre 2019 e 2022. Essa base contém 403 polígonos de áreas desmatadas no ES de 2019 a 2022, todos foram validados por meio de fotointerpretação utilizando imagens orbitais das missões Landsat, Sentinel e CBERS. Nessa base vetorial 89 polígonos foram reportados pelo sistema *Global Land Analysis & Discovery group* (GLAD), 306 pelo SAD Mata Atlântica e 5 pelo SOS Mata Atlântica. A base contém informações de área, data de detecção do desmatamento, sistema que reportou o desmatamento e classe mostrando o tipo de conversão ocorrida naquela área. Foram executadas 16 rodadas para a extração dos dados, uma para cada trimestre, durante o período de dados na base do RAD. Ao final, foi gerada uma tabela com a quantidade de pixels para o alerta RAD e para o processamento da etapa 2 (Figura 1). Em seguida, o número de pixels para a classe 5 (desmatamento) foi comparado com o número de pixels do RAD para verificação se houve ou não o alerta. No caso de haver alerta, foi confrontada a quantidade de pixels que o polígono do RAD retornou e os encontrados pelo FlorESat utilizando os limites do polígono.

Para fins de uma comparação fidedigna dos resultados entre os sistemas, as imagens foram reprojatadas para o sistema de coordenadas DATUM WGS-84 e reamostradas para a resolução espacial de 20 m. Esta operação garantiu que houvesse uma sobreposição exata entre os pixels do mapa do FlorESat e MapBiomas assegurando a sobreposição de ambos sistemas. O número de observações para os 52 polígonos amostrais e analisados por fotointerpretação na área de floresta nativa do ES, totalizou 5586 pixels (223,44 ha).

Imagens bianuais Planet do programa *Norway's International Climate and Forests Initiative* (NICFI), com resolução de 4.7m na composição RGB, foram utilizadas para a confirmação de algumas áreas desmatadas. A técnica empregada permitiu a identificação visual das regiões desflorestadas, realçando contrastes entre vegetação íntegra e áreas desmatadas.

**Figura 8.** Esquema para obtenção da imagem de validação de áreas desmatadas com áreas coincidentes e não coincidentes.



Fonte: autor.

## 5. Resultados e Discussão

### 5.1. Acurácia do mapeamento

Na Tabela 1 é apresentada a matriz de confusão para detecção do desmatamento no ES comparando os dois sistemas. A acurácia global para a detecção do desmatamento do FlorESat foi de 93,33%. Além disso, foram encontrados para as estatísticas para precisão e especificidade valores de 94,7% e 93,8%, respectivamente. Uma explicação para este resultado se dá pelo fato de os dados do FlorESat serem derivados de imagens Sentinel-2 com 20 m de resolução, têm uma área de cobertura por pixel de 400 m<sup>2</sup> contra 900 m<sup>2</sup> do dado MapBiomass que são derivados das missões Landsat. Isso significa que usando o dado Sentinel-2 há um aumento na escala em aproximadamente 50% quando comparado aos dados Landsat (SIGURDSSON et al., 2022). O efeito do tamanho do pixel em diferentes satélites desempenha um papel crucial na detecção de objetos e na precisão das análises (TAHIR et al., 2022). O Sentinel-2, por exemplo, oferece uma resolução espacial de 10 a 60 metros, o que o torna adequado para a identificação de objetos de tamanho moderado a grande, como florestas e campos agrícolas (VASILESCU, DATCU e FAUR, 2023). Já o Landsat, com sua resolução espacial variando de 15 a 100 metros, é eficaz na detecção de mudanças em paisagens de média escala, mas pode apresentar limitações na identificação de detalhes menores. Por outro lado, o MODIS possui uma resolução espacial mais baixa, em torno de 250 a 1000 metros, o que o torna ideal para estudos de larga escala, como monitoramento de padrões climáticos e detecção de mudanças em ecossistemas globais, porém, pode não ser adequado para a identificação de objetos menores e mais detalhados. Portanto, a escolha do satélite adequado depende da escala e da natureza dos objetos a serem detectados, levando em consideração a resolução espacial oferecida por cada plataforma.

**Tabela 2** Matriz de confusão para detecção do desmatamento no ES comparando os dois sistemas.

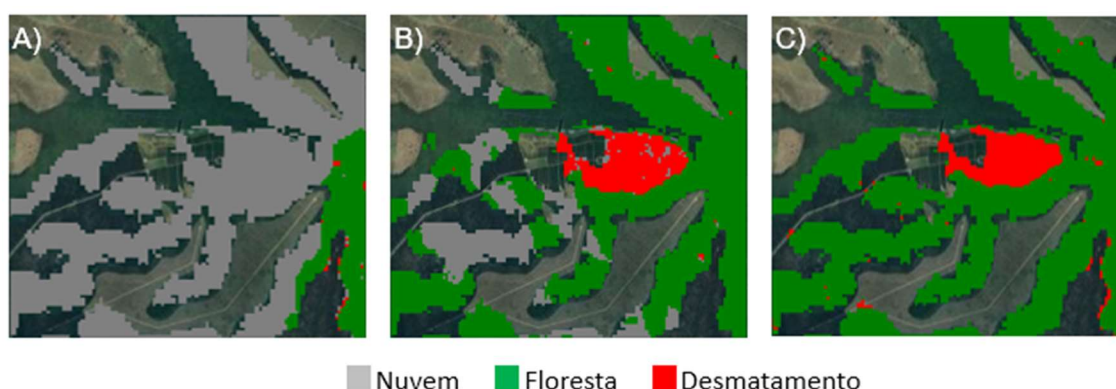
FlorESat	RAD MapBiomas	
	Desmatamento	Não desmatamento
Desmatamento	1589	89
Não Desmatamento	101	1354

Fonte: autor.

## 5.2. Avaliação da interferência de nuvens

Para demonstrar a influência da janela temporal na detecção do desmatamento, foi selecionada uma área desmatada no município de Aracruz, ES, no ano de 2019 (Figura 9). Pode-se observar que a utilização das imagens Sentinel-2 em composição trimestral (Figura 9C), foi possível reduzir significativamente a interferência de nuvens e outros fatores atmosféricos, garantindo uma cobertura mais consistente e confiável. Outro fator para a escolha dessa janela temporal foi para a remoção das variações sazonais. Essa abordagem se mostrou fundamental para o monitoramento eficiente e a gestão sustentável dos recursos florestais durante o período de estudo.

**Figura 9.** Variação da janela temporal para área desmatada no município de Aracruz – ES no ano de 2019. A) mensal (outubro); B) bimestral (outubro a novembro); C) trimestral (outubro a dezembro).



Fonte: autor.

Na Tabela 2 tem-se uma análise comparativa, em número de pixels, dos dados originais, incluindo áreas com nuvens, e o cenário onde essas áreas são interpretadas como áreas desmatadas. A diferença, quando comparados com os polígonos do RAD MapBiomas, é de 11.182 pixels (equivalente a 447,28 hectares) para os dados originais (com interferência de nuvem) e de 3.901 pixels (equivalente a 156,04 hectares) para o cenário onde esses pixels seriam considerados desmatamento.

**Tabela 3.** Avaliação do mapeamento do desmatamento do FlorESat para o cenário que foi considerado o ruído das nuvens (dado original) e caso se esses dados fossem considerados como pixel de desmatamento (classe 5), em número de pixels e área para os anos de 2019 a 2022.

Variável	RAD MapBiomas	FlorESat	
		Original	Considerando o ruído das nuvens como desmatamento
nº de pixels de desmatamento	27852	16670	23951
área (ha)	1114,08	666,80	958,04

**Fonte:** autor.

Pelos resultados da Tabela 3, verifica-se que do número de pixels de desmatamento detectados pelo FlorESat, quando se considera as nuvens, coincidem quando confrontados com o dado RAD MapBiomas. Caso os pixels de nuvem fossem da classe de desmatamento, a concordância na detecção do FlorESat aumentaria 26,14% dos pixels em relação ao RAD MapBiomas.

Nota-se que dos 11182 pixels de desmatamento que diferiram entre o FlorESat e o RAD MapBiomas (Tabela 4), 65,11% foram identificados como nuvens e 34,89% foram identificados como florestas (Tabela 3). Assim, mais da metade das dos pixels que não foram identificadas como desmatamento se deu por falta de observações em decorrência das nuvens. No entanto, se for levado em consideração que os pixels de nuvem seriam da classe de desmatamento, a diferença entre o Rad MapBiomas e o FlorESat seria de 3901 pixels divergentes.

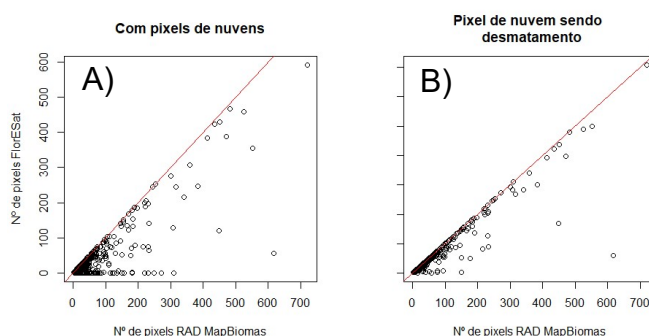
**Tabela 4.** Classes indicadas para os polígonos RAD MapBiomias pelo FlorESat (dado original) e assumindo que os pixels de nuvens seriam desmatamento (classe 5).

Classe	Dado original		Pixel de nuvem confirmando a classe 5	
	Nº pixels	%	Nº pixels	%
Desmatamento	16670	59,85	23951	85,99
Nuvem	7281	26,14	0	0,00
Floresta	3901	14,01	3901	14,01
Total	27852	100	27852	100,00

**Fonte:** autor.

Na Figura 10 são apresentados a distribuição dos valores dos números de pixels por polígonos identificados como desmatamento comparando o FlorESat em relação aos dados do RAD MapBiomias. Nessa figura, a distribuição foi feita considerando os pixels de nuvens como sendo pertencentes a classe de desmatamento e apresentou um coeficiente de correlação ( $r$ ) de 0,8369. Pode-se perceber que há uma concentração maior de não detecção (contagem 0) para o FlorESat. Isso se deu por conta de que esses polígonos estavam na sua totalidade cobertos por nuvem, não resultando em nenhuma observação. Quando foi levado em consideração que os pixels de nuvens pertencessem a classe de degradação como no RAD MapBiomias (Figura 10B), o  $r$  aumentou para 93,0%.

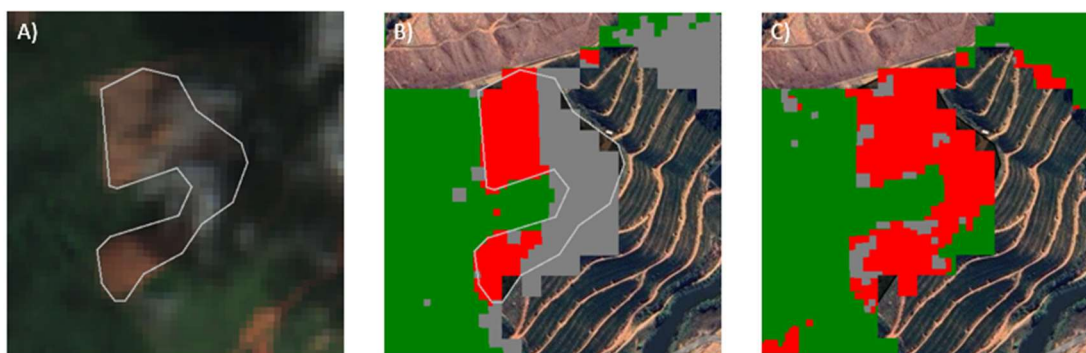
**Figura 10.** Distribuição dos valores comparando o número de pixels para os polígonos de desmatamento RAD MapBiomias identificados pelo FlorESat.



**Fonte:** autor.

Na Figura 11 foi observado que o polígono 100682 foi indicado como desmatamento na base RAD MapBiomias em 25/02/2019. Na Figura 11A tem-se uma imagem Sentinel-2 do polígono para o dia 20/02/2019 e exemplifica o problema das nuvens. Note que, para o mesmo trimestre, a imagem FlorESat retornou a Figura 11B. Mas, fazendo uma fotointerpretação na Figura 11, é fácil perceber que a vegetação fora removida. No entanto, no próximo trimestre (Figura 11C) a área considerada como desmatamento foi pega quase em sua totalidade.

**Figura 11.** Área desmatada no município de Afonso Cláudio, ES. Imagem na composição RGB (A) e na banda SCL (B) para o dia 20/02/2019 e imagem FlorESat para o segundo trimestre de 2019.



**Fonte:** autor.

### 5.3. Avaliação do desmatamento

A degradação e desmatamento sofrido por uma das áreas representado pelo polígono 168561 da base de alertas validados do RAD MapBiomas é apresentada na Figura 12. Na base, consta que, para este polígono, houve alerta de desmatamento em 26/05/2020 (segundo trimestre de 2020). No entanto, o FlorESat detectou que o desmatamento ocorreu entre o terceiro (Figura 12F) e quarto trimestre de 2019 (Figura 12H).

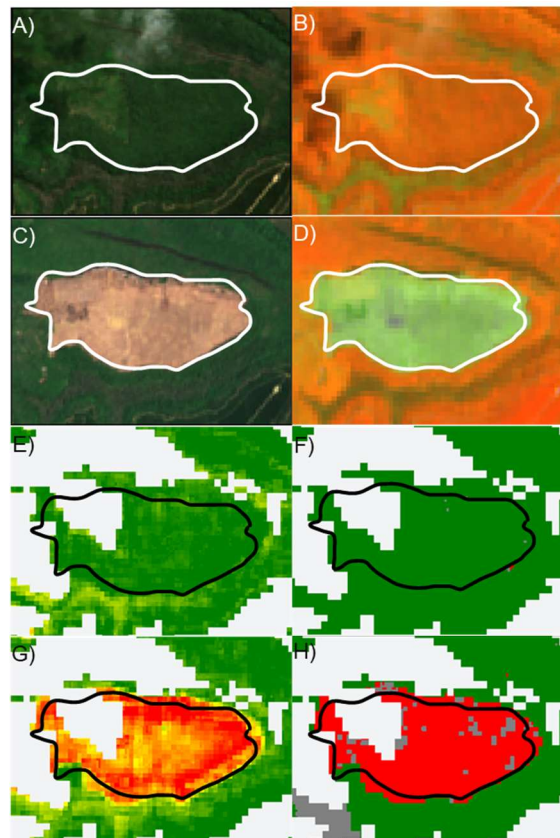
Para validar se o alerta realmente ocorreu nesse período, utilizou-se imagens ópticas do sensor Sentinel-2, comparando a imagem anterior à perturbação com a imagem posterior. A imagem livre de nuvens antes da perturbação (Figura 12A) foi datada em 13/09/2019, enquanto a imagem após a perturbação (Figura 12C) foi de 17/12/2019. As imagens das Figuras 12B (antes) e 12D (depois) são da mesma área, mas em uma composição diferente, utilizando as bandas da borda do vermelho 4 (8A), infravermelho de ondas curtas 1 (11) e vermelho (4). Essas composições foram usadas para auxiliar na identificação da vegetação nativa (amarelo alaranjado) e do solo exposto (verde azulado).

Percebe-se que para esse polígono, as áreas desmatadas indicadas pelo FlorESat (Figura 12H) possuem um alto grau de degradação (Figura 12G). Uma degradação elevada possui valores de NDFI mais próximos de -1 (vermelho), indicando uma deterioração no dossel das árvores (SOUZA, ROBERTS e COCHRANE 2005). Para o mesmo polígono antes da remoção (Figura 12E), nota-se que os valores de NDFI estão mais próximos de 1(verde).

No município de Pancas, o avanço de uma área de floresta nativa sendo degradada e desmatada no período do quarto trimestre de 2018 até o primeiro trimestre de 2020, é apresentado na Figura 13. É possível visualizar que o FlorESat indica (Figura 13) que era uma área íntegra, onde não haviam pixels de desmatamento e a degradação, e não mostrava nenhuma deterioração no quarto trimestre (T4) de 2018. Já no primeiro trimestre de 2019 começa a surgir pixels indicando desmatamento (Figura 13C em vermelho) e a imagem de degradação (Figura 13D) também mostra o início de uma atividade de deterioração da área. Com o passar dos trimestres, a área sofreu degradação e desmatamento, apresentando um aumento gradual (Figuras 13E, 13F, 13G, 13H, 13I, 13J). E, no

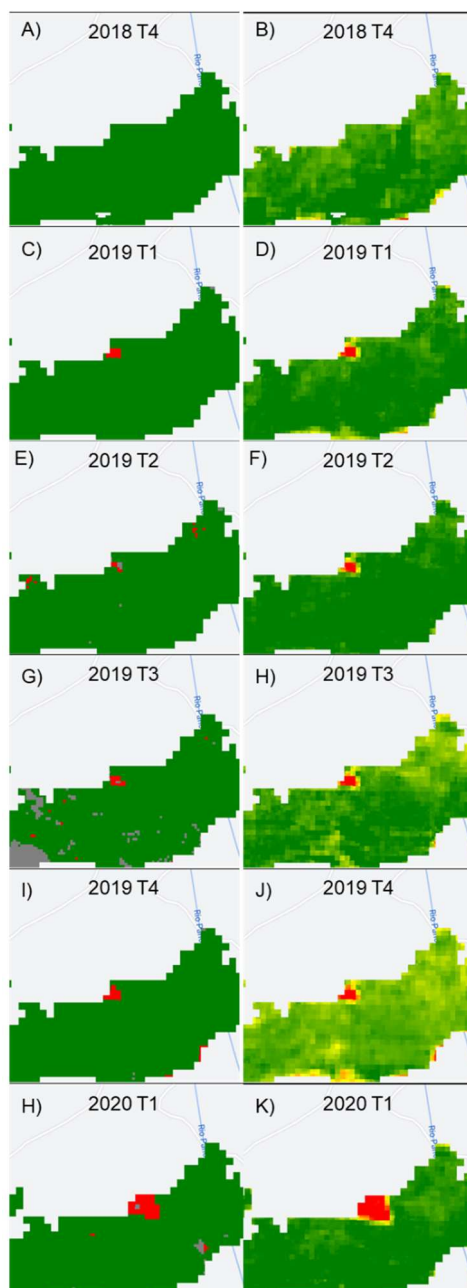
primeiro trimestre de 2020, a área atinge seu máximo de degradação e desmatamento (Figuras 13H e 13K).

**Figura 12.** Polígono de floresta que foi convertido para agricultura no município de Aracruz, ES no ano de 2019.



**Fonte:** autor.

**Figura 13.** Avanço do desmatamento (A, C, E, G e I) e da degradação (B, D, F, H e J), registrado pelo FlorESat, em uma área no município de Pancas – ES, no período de 2018 a 2020.



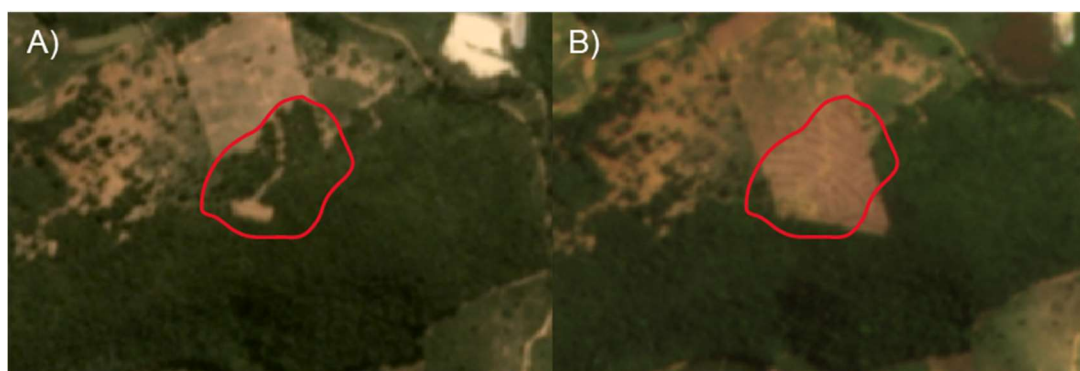
**T1:** 1º trimestre; **T2:** 2º trimestre; **T3:** 3º trimestre; **T4:** 4º trimestre.

**Fonte:** autor.

A Figura 14 traz a mesma área da Figura 13 para o município de Pancas mostrando a floresta que ali existia em dezembro de 2018 (Figura 14A). Entretanto, em dezembro de 2019 (Figura 14B) ocorreu o desmatamento da

área. Com auxílio das imagens Planet RGB foi possível validar que em dezembro de 2018 (Figura 14A) existia uma vegetação nativa na região em vermelho. Um ano após, em dezembro de 2019 (Figura 14B), fica evidente o desmatamento e que a área possivelmente fora convertida para uso agrícola.

**Figura 14.** Imagem Planet RGB evidenciando que houve a remoção da vegetação nativa, presente em dezembro de 2018 (A), para conversão em uso agrícola no mesmo período em 2019 (B).



**Fonte:** autor.

No estudo de Pacheco-Pascagaza et al. (2022) foi desenvolvido um sistema de detecção de alterações quase em tempo real (NRT) baseado em dados do satélite Sentinel-2. O sistema foi avaliado em dois locais de estudo e teve alta precisão na detecção de perda de cobertura florestal, outras perdas de vegetação e ganhos de vegetação, com taxas de acerto acima de 71%. Esse resultado indica a viabilidade e a eficácia do sistema para monitoramento contínuo de alterações florestais em diferentes escalas geográficas. O trabalho de Velayarce et al. (2020), que investigou o desmatamento no Peru, também teve resultado semelhante em termos de verificar a viabilidade do uso de imagens Sentinel-2. Mas, nesse trabalho, utilizou-se o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) para analisar variações de vegetação em regiões fixas ao longo do tempo. Os resultados indicaram um aumento significativo na área desmatada, de aproximadamente 4.200 hectares em 2018 para cerca de 8.200 hectares em 2020.

Outros trabalhos usam a abordagem do aprendizado de máquina para detecção do desmatamento, como é o caso do trabalho de Alshehri, Ouadou e Scott (2024), o framework ChangeFormer foi adaptado, baseado em transformers, para detectar desmatamento na Amazônia brasileira, utilizando o mecanismo de atenção para analisar padrões espaciais e temporais em imagens de satélite bi-temporais. Para avaliar a eficácia do modelo, foi empregada uma abordagem robusta para criar um conjunto de dados de detecção de desmatamento, utilizando imagens do Sentinel-2 de áreas de conservação selecionadas na Amazônia brasileira ao longo de 2020 e 2021. O conjunto de dados consistiu em 7.734 pares de imagens bi-temporais com resolução de 256x256 pixels e 1.406 pares de imagens com resolução de 512x512 pixels. O modelo alcançou uma precisão geral de 93%, com F1 score correspondente de 90% e IoU score de 82%. Esses resultados destacam o potencial das redes baseadas em transformers para detecção precisa e eficiente de desmatamento.

#### **5.4. Monitoramento e interface gráfica**

Na Tabela 4 está apresentado um comparativo entre os dados de área desmatada detectadas pelo FlorESat e RAD MapBiomias de 2019 a 2022. Foi possível notar que a área de detecção indicada pelo FlorESat foi superior em todos os anos em relação aos dados do MapBiomias. Essa diferença pode ser explicada pela resolução das imagens utilizadas pelo MapBiomias, que por ser um dado derivado das missões Landsat tem um pixel de resolução de 30m x 30m, enquanto os dados do FlorESat utilizam imagens Sentinel-2 com pixel de 20m x 20m, conforme discutido anteriormente. Até o momento da escrita deste trabalho, o MapBiomias não havia publicado os dados para o ano de 2023, enquanto o FlorESat conseguiu estimar a área desmatada para este ano. Isso mostra uma das vantagens do uso do FlorESat, o que possibilita um monitoramento mais ágil que pode ser útil para órgãos como o Instituto Estadual de Meio Ambiente e Recursos Hídricos (IEMA) e o Instituto de Defesa Agropecuária e Florestal do Espírito Santo (IDAF), para um acompanhamento das florestas no ES.

**Tabela 5** Comparativo do desmatamento de 2019 a 2022 entre o FlorESat e dados presentes no RAD Mapbiomas.

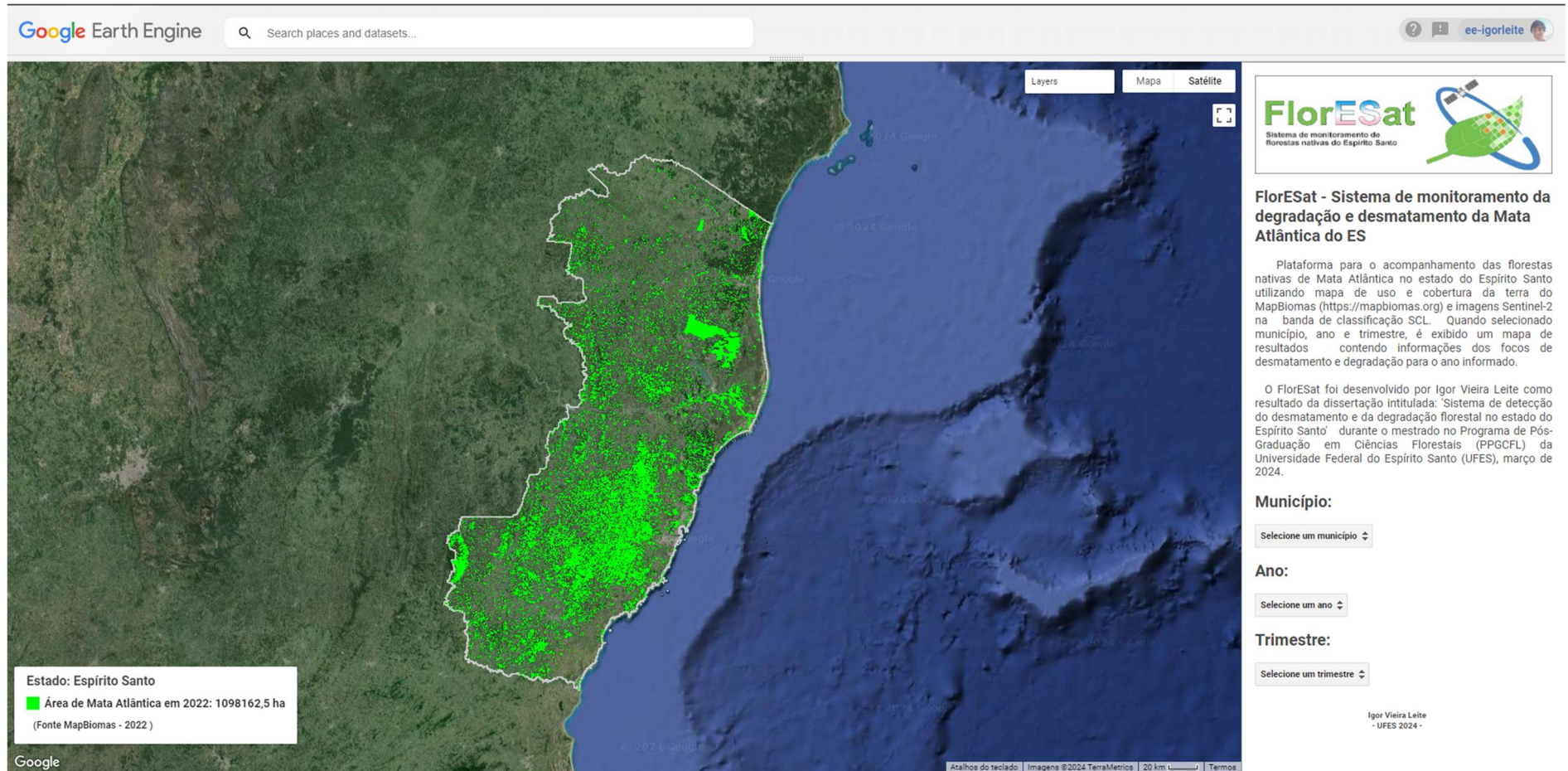
Ano	Área desmatada (ha)	
	FlorESat	RAD MapBiomas
2019	150,45	108,00
2020	258,02	240,00
2021	192,41	162,00
2022	654,64	543,00
2023	524,62	ND

**ND:** dado não disponível

**Fonte:** autor.

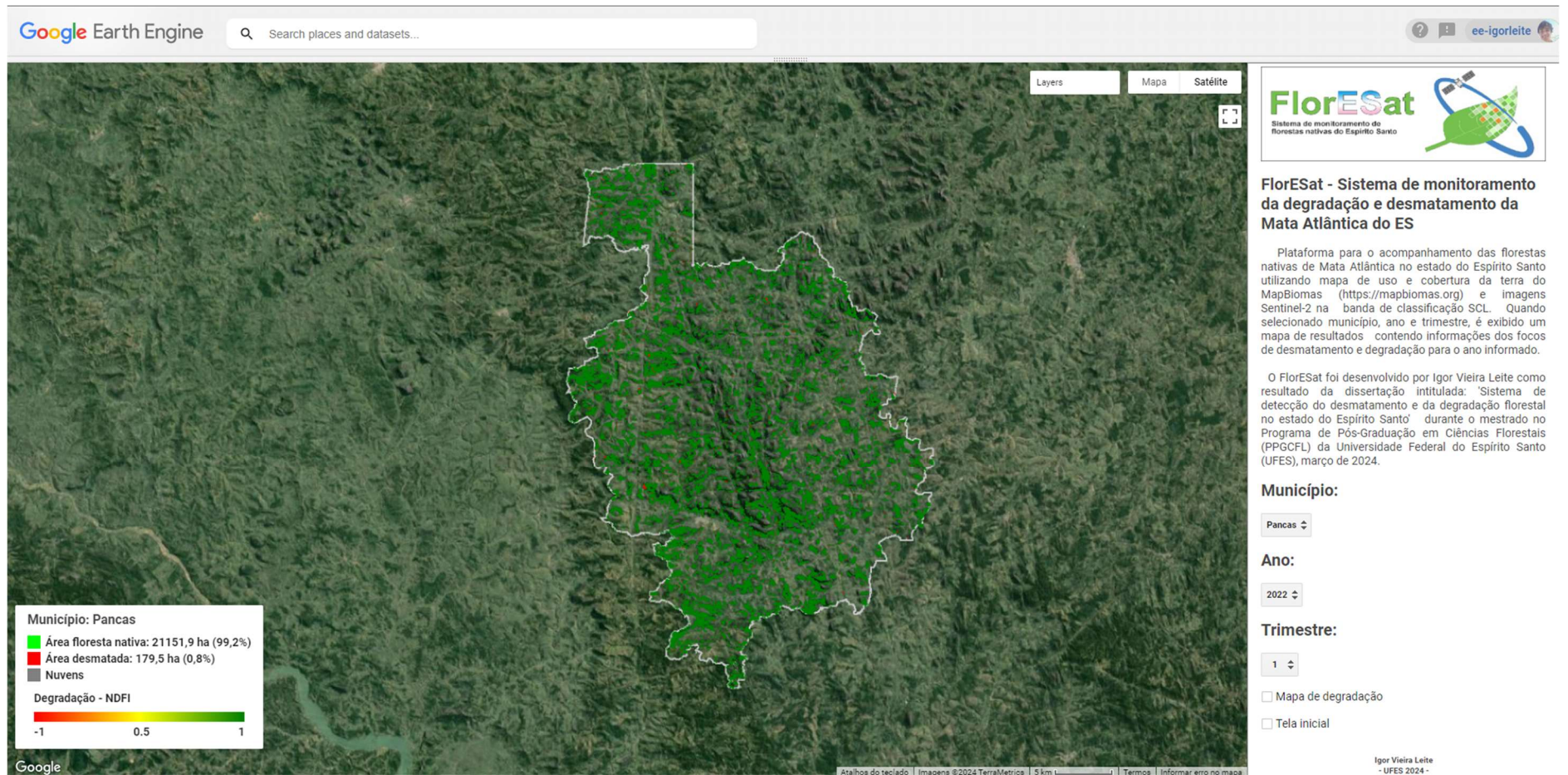
A tela inicial da interface desenvolvida no GEE, onde o usuário tem um panorama do último mapeamento das florestas nativas do ES para o ano de 2022 proveniente do MapBiomas, informando a área e a porcentagem de cobertura para o estado está apresentada na Figura 15. A tela após a inserção das informações de município, ano e trimestre é apresentada na imagem da Figura 16. Pode-se observar o mapa de desmatamento para o município de Pancas no 1º trimestre de 2022 incluindo as áreas e porcentagens de cobertura nativa ainda em pé e a desmatada.

**Figura 15.** Interface gráfica da aplicação FlorESat desenvolvida na plataforma do *Google Earth Engine*.



Fonte: autor.

**Figura 16.** Áreas desmatadas para o município de Pancas-ES, visualizadas diretamente na aplicação do FlorESat.



Fonte: autor

## **6. Conclusões**

A ferramenta desenvolvida permite o monitoramento contínuo do desmatamento e degradação trimestralmente nos municípios do Espírito Santo, utilizando dados de cobertura da terra do MapBiomas e imagens Sentinel-2. A análise da acurácia dos resultados de detecção de desmatamento, baseada em alertas validados em campo, revelou resultados satisfatórios. Além disso, foi possível perceber a interferência de nuvens na identificação da classe do pixel, contribuindo para uma menor acurácia na detecção do desmatamento. A criação de uma interface gráfica no Google Earth Engine (GEE) proporcionou uma plataforma acessível e uma ferramenta eficiente.

## 7. Referências

ABRÃO, R. A. F. A geopolítica das energias renováveis: o Brasil em meio a um cenário global em transformação. Monções: **Revista de Relações Internacionais da UFGD**, v. 11, n. 22, p. 118-150, 2022.

ALENCAR, A.; RODRIGUES, L.; CASTRO, I. Amazônia em chamas: o que queima e onde. **Nota Técnica**, IPAM, v. 5, p. 1-14, 2020.

ALMEIDA, C. A. et al. Deforestation monitoring in different Brazilian Biomes: challenges and lessons. In: **2020 IEEE Latin American GRSS & ISPRS Remote Sensing Conference (LAGIRS)**. IEEE, 2020. p. 357-362.

ALVARES, C. A.; et al. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, v. 22, n. 6, p. 711-728, 2013.

ARAÚJO, R.; VIEIRA, I. C. G. Desmatamento e as ideologias da expansão da fronteira agrícola: o caso das críticas ao sistema de monitoramento da floresta amazônica. **Sustainability in Debate**, v. 10, n. 3, p. 366-78, 2019.

ASTSATRYAN, H.; LALAYAN, A.; GIULIANI, G., Scalable Data Processing Platform for Earth Observation Data Repositories. **Scalable Computing: Practice and Experience**, v. 24, n. 1, p. 35-44, 2023.

BARTOLI, E. Cidades pequenas na Amazônia: sítio, situação e sistemas territoriais de Barreirinha (AM). GOT - **Journal of Geography and Spatial Planning**, n. 19, p. 132-157, 2020.

BERGSMA, E. W. J.; ALMAR, R. Coastal coverage of ESA'Sentinel 2 mission. **Advances in Space Research**, v. 65, n. 11, p. 2636-2644, 2020.

BERNARD, T., et al. Impact of small farmers' access to improved seeds and deforestation in DR Congo. **Nature Communications**, v. 14, n. 1, p. 1603, 2023.

BRAGAGNOLO, L.; DA SILVA, R. V.; GRZYBOWSKI, J. M. V. Towards the automatic monitoring of deforestation in Brazilian rainforest. **Ecological Informatics**, v. 66, p. 101454, 2021.

BRANCO, A. F. V. C. et al. Avaliação da perda da biodiversidade na Mata Atlântica. **Ciência Florestal**, v. 31, p. 1885-1909, 2022.

BULLOCK, E. L.; WOODCOCK, C. E.; HOLDEN, C. E. "Improved change monitoring using an ensemble of time series algorithms." **Remote Sensing of Environment**, vol. 238, p. 111165, 2020.

CANDIOTTO, L. Z. P.; LEITE, M. C. Agroforestry Systems on Brazilian Legal Protected Lands: Permanent Preservation Areas (PPA) and Legal Reservation Areas (LRA). **Asian Journal of Geographical Research**, v. 6, n. 1, p. 15-34, 2023.

CLASEN, A. et al. Spectral unmixing of forest crown components at close range, airborne and simulated Sentinel-2 and EnMAP spectral imaging scale. **Remote Sensing**, v. 7, n. 11, p. 15361-15387, 2015.

CLERC, S. et al. Copernicus SENTINEL-2 Geometric Calibration Status. In: **2021 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS. IEEE**, 2021. p. 8170-8172.

COCHRANE, M. A.; SOUZA JR, C. M. Linear mixture model classification of burned forests in the eastern Amazon. **International Journal of Remote Sensing**, v. 19, n. 17, p. 3433-3440, 1998.

COSTA, L. L.; CARNEIRO, C. R. d. O.; PONTES, A. N. Análise comparativa sobre a política de mudanças climáticas nos estados brasileiros da Amazônia Oriental. **Revista Brasileira de Gestão Ambiental e Sustentabilidade**, v. 7, n. 17, p. 1519-1532, 2020.

COSTALONGA, S.; BATITUCCI, M. C. P. Avaliação alelopática e fitoquímica de *Artocarpus heterophyllus* Lam e *Eriobotrya japonica* (Thunb.) Lindl., duas espécies invasoras presentes em unidades de conservação do Espírito Santo, Brasil. **Brazilian Journal of Development**, v. 6, n. 8, p. 56486-56505, 2020.

COTES, M.; ERLER, D. M.; MIELKE, M. S. Trilhas interpretativas em áreas de Mata Atlântica: um diagnóstico a partir de fotografias hemisféricas. **Revista Brasileira de Ecoturismo (RBEcotur)**, v. 14, n. 2, 2021.

DINIZ, C. G. et al. DETER-B: The new Amazon near real-time deforestation detection system. **IEEE Journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing**, v. 8, n. 7, p. 3619-3628, 2015.

DRUMETZ, L.; CHANUSSOT, J.; JUTTEN, C. Spectral unmixing: A derivation of the extended linear mixing model from the Hapke model. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, v. 17, n. 11, p. 1866-1870, 2019.

ESCADA, M. I. S et al. Avaliação de dados dos sistemas de alerta da Amazônia: DETER e SAD. In: **Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, v. 15, p. 2934-2943, 2011.

ESCOBAR, H. Deforestation in the Brazilian Amazon is still rising sharply. **Science**, v. 369, p. 613-613, 2020.

FAO. **Global Forest Resources Assessment 2020: Terms and Definitions FRA 2020**. Rome: FAO, 2020. Garrett, R.D., Levy, S.

FAWCETT, D. et al. Declining Amazon biomass due to deforestation and subsequent degradation losses exceeding gains. **Global Change Biology**, v. 29, n. 4, p. 1106-1118, 2023.

FREITAS, J. L. et al. A produção científica sobre a Mata Atlântica do estado do Espírito Santo: análise de domínio. **Informação & Informação**, v. 27, n. 3, p. 497-517, 2022.

GORELICK, N. et al. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. **Remote Sensing of Environment**, v. 202, p. 18-27, 2017.

HOLM, J.A. et al. Exploring the impacts of unprecedented climate extremes on forest ecosystems: hypotheses to guide modeling and experimental studies. **Biogeosciences Discussions**, v. 2022, p. 1-45, 2022.

JOLY, C. A.; METZGER, J. P.; TABARELLI, M. Experiences from the Brazilian Atlantic Forest: ecological findings and conservation initiatives. **New Phytologist**, v. 204, n. 3, p. 459-473, 2014.

KITTUR, B. H. et al. Eco-Restoration of Degraded Forest Ecosystems for Sustainable Development. In: **Land and environmental management through forestry**, 2023. p. 273-291.

KUSCHNIG, N. et al. Eroding resilience of deforestation interventions—evidence from Brazil's lost decade. **Environmental Research Letters**, v. 18, n. 7, p. 074039, 2023.

KUSSUL, N., et al. Complex method for land degradation estimation. **IOP Conference Series: Earth and Environmental Science**. IOP Publishing, 2023, p. 012032.

LAPOLA, D. M., et al. The drivers and impacts of Amazon Forest degradation. **Science**, v. 379, n. 6630, p. eabp8622, 2023.

LEITE, E. F.; BEREZUK, A. G.; DA SILVA, C. A. A vulnerabilidade ambiental da bacia hidrográfica do rio Miranda, Mato Grosso do Sul. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 15, n. 5, p. 2613-2639, 2022.

LEMBI, R. C. et al. Expansão urbana na Mata Atlântica: aplicação do Nature Futures Framework para desenvolver um modelo conceitual e cenários futuros. **Biota Neotropica**, v. 20, 2020.

MAIA, F. M. et al. Avaliação da capacidade de provisão de serviços agroecossistêmicos em açaçais no município de Abaetetuba (PA). **Revista Brasileira de Agroecologia**, v. 18, n. 1, p. 452-472, 2023.

MANDL, L. et al. Trends and patterns in post-disturbance forest recovery estimated from Landsat and Sentinel-2 data using regression-based spectral unmixing. Copernicus **Meetings**, 2023.

MapBiomas. **Relatório Anual de Desmatamento 2022**. São Paulo, Brasil, 2023. 125 páginas. Disponível em: <http://alerta.mapbiomas.org>

MARKERT, K. N. cartoe: Publication quality maps using Earth Engine. **Journal of Open Source Software**, v. 4, n. 33, p. 1207, 2019.

MARTINELLI, M. M. Mastofauna não voadora na Área de Preservação Permanente de Pontal do Ipiranga, Norte do Estado do Espírito Santo. **Naturae**, v. 4, n. 1, p. 1-9, 2022.

MARTINS, S. V. et al. Avaliação de nucleários como técnica de restauração florestal em Mariana, MG, Brasil. **Pesquisa Florestal Brasileira**, v. 42, 2022.

MATAVELI, G. et al. Record-breaking fires in the Brazilian Amazon associated with uncontrolled deforestation. **Nature Ecology & Evolution**, v. 6, n. 12, p. 1792-1793, 2022.

MITTERMEIER, R. A. et al. Global Biodiversity Conservation: The Critical Role of Hotspots. In: **ZACHOS, F.; HABEL, J. (Eds.). Biodiversity Hotspots. Springer, Berlin, Heidelberg**, 2011. p. 3–22.

MITTERMEIER, R. A. et al. Hotspots revisited: Earth's biologically richest and most endangered terrestrial ecoregions. **Conservation International**, 2004. P. 392.

MOREIRA, D. M. et al. Levantamento florístico em remanescente de Mata Atlântica no Recôncavo da Bahia, Estado da Bahia, Brasil. **Hoehnea**, v. 47, 2020.

MORELLATO, L.P.C.; HADDAD, C.F.B. Introduction: The Brazilian Atlantic Forest. **Biotropica**, v. 32, p. 786-792, 2000. DOI: 10.1111/j.1744-7429.2000.tb00618. x.

MOTA, T. J. C. R. et al. On the relevance of floristic and quantitative studies to the restoration of degraded areas: the case of the Atlantic Forest hotspot. **AIMS Environmental Science**, v. 4, p. 42-53, 2017.

MUTANGA, O.; KUMAR, L. Google earth engine applications. **Remote sensing**, v. 11, n. 5, p. 591, 2019.

NAZAROVA, T.; MARTIN, P.; GIULIANI, G. Monitoring vegetation change in the presence of high cloud cover with Sentinel-2 in a lowland tropical forest region in Brazil. **Remote Sensing**, v. 12, n. 11, p. 1829, 2020.

NEWBOLD, T. et al. Global effects of land use on local terrestrial biodiversity. **NATURE**, v. 520, p. 45–50, 2015.

OLIVEIRA, I. C. S. et al. Biodiversidade de serpentes: ferramentas educativas para a conservação das espécies. **Research, Society and Development**, v. 11, n. 13, p. e67111334892, 2022.

ORAON, P. R.; SAGAR, V.; BEAUTY, K. Ecological Restoration of Degraded Land through Afforestation Activities. **Land and Environmental Management through Forestry**, p. 201-216, 2023.

PAIVA, M. B. d. et al. A efetividade do ICMS ecológico sob a ótica de uma política pública ambiental: o caso do projeto conservador das águas em Extrema/MG. **Research, Society and Development**, [S.l.], v. 11, n. 9, p. e55211930913, 2022.

PASCHOAL, E. M. et al. Diferentes distúrbios antrópicos na paisagem podem influenciar padrões florísticos e estruturais da mata atlântica? **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 14, n. 4, p. 2265-2285, 2021.

PEHANI, P. et al. SIX YEARS OF SENTINEL-2 ARCHIVE OF SLOVENIA. **Geodetski Vestnik**, v. 66, n. 2, p. 220-238, 2022.

PENEDO, T. S. A. et al. Considerations on extinct species of Brazilian flora. **Rodriguésia**, v. 66, p. 711-715, 2015.

PEPRAH, K.; AABEYIR, R.; KUUWAABONG, G. Degradation of forest reserves in Asunafo Forest District, Ghana. In: **Forest Degradation Under Global Change**. IntechOpen, 2022.

PEREIRA, E. M. A Amazônia em chamas e a queima do futuro. **Estudios Rurales**, v. 9, n. 18, 2022.

PERILLA, G. A.; MAS, J. F. Google Earth Engine (GEE): una poderosa herramienta que vincula el potencial de los datos masivos y la eficacia del procesamiento en la nube. **Investigaciones geográficas**, n. 101, 2020.

PIRES, L. M. R. Strategies to reduce power consumption in pico-satellites. **Brazilian Journal of Development**, v. 9, n. 05, p. 18580-18591, 2023.

RANI, A. et al. Aspectos da degradação florestal e abordagens de inventário para o manejo florestal. **Water, land, and forest susceptibility and sustainability**. Academic Press, 2023. p. 363-387.

REZENDE, C. L. et al. From hotspot to hopespot: An opportunity for the Brazilian Atlantic Forest. **Perspectives in Ecology and Conservation**, v. 16, n. 4, p. 208–214, 2018.

RICHARDS, P. et al. Enforcement Evasion Highlights Need for Better Satellite-Based Forest Governance. **Conservation Letters**, v. 10, n. 4, p. 497-498, 2017.

ROSA, M. R. Comparação e análise de diferentes metodologias de mapeamento da cobertura florestal da Mata Atlântica. **Boletim Paulista de Geografia**, n. 95, p. 25-34, 2016.

SALES, L. P. et al. Climate change reshapes the eco-evolutionary dynamics of a Neotropical seed dispersal system. **Global Ecology and Biogeography**, v. 30, n. 5, p. 1129-1138, 2021.

SANTOS, E. B.; SILVA, H. P.; ALBUQUERQUE, J. O. Cálculo Espectral para Estimativa de Estoque de Carbono em Fragmentos da Mata Atlântica Brasileira: Estudo de Caso na Área de Proteção Ambiental de Guadalupe, na Costa Sul do Estado de Pernambuco - BR. **Semana Acadêmica**, v. 1, p. 1-29, 2020.

SHIMABUKURO, Y. E.; DUTRA, A. C.; ARAI, E. Modelo Linear de Mistura Espectral: Conceitos Teóricos, Algoritmos e Aplicações em Estudos na Amazônia Legal. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 72, n. Esp., p. 1140-1169, 2020.

SIGURDSSON, J. et al. Fusing Sentinel-2 and Landsat 8 satellite images using a model-based method. **Remote Sensing**, v. 14, n. 13, p. 3224, 2022.

SILVA, J. M. C. et al. "Mata Atlântica: biodiversidade, ameaças e perspectivas." In: **Estado da biodiversidade da Mata Atlântica brasileira**. São Paulo: Editora Ambiental, 2005. p. 43-60.

SILVA, M. C. L. D., & Bricalli, L. L. (2023). Lineament Patterns and Structural, Tectonic, and Neotectonic Control in the Relief of the Pancas Region (Espírito Santo, Southeast Brazil). **Sociedade & Natureza**, v. 35, p. e67047, 2023.

SILVA, V. V. d.; SILVA, R. G. d. C. Amazônia, fronteira e áreas protegidas: dialética da expansão econômica e proteção da natureza. **Ambiente & Sociedade**, v. 25, p. e02241, 2022.

SOFAN, P. et al. Multi-temporal remote sensing data and spectral indices analysis for detection tropical rainforest degradation: case study in Kapuas Hulu and Sintang districts, West Kalimantan, Indonesia. **Natural Hazards**, v. 80, p. 1279-1301, 2016.

SOS Mata Atlântica. **Relatório Anual 2018**. São Paulo, 2018. Disponível em: [https://cms.sosma.org.br/wp-content/uploads/2019/11/RA\\_SOSMA\\_2018\\_DIGITAL.pdf](https://cms.sosma.org.br/wp-content/uploads/2019/11/RA_SOSMA_2018_DIGITAL.pdf).

SOS Mata Atlântica. **Relatório Anual 2021**. São Paulo, 2021. Disponível em: [https://cms.sosma.org.br/wp-content/uploads/2022/07/Relatorio\\_21\\_julho.pdf](https://cms.sosma.org.br/wp-content/uploads/2022/07/Relatorio_21_julho.pdf).

SOUZA JR, C. M. et al. Reconstructing three decades of land use and land cover changes in Brazilian biomes with Landsat archive and Earth Engine. **Remote Sensing**, v. 12, n. 17, p. 2735, 2020.

SOUZA JR, Carlos M.; ROBERTS, Dar A.; COCHRANE, Mark A. Combining spectral and spatial information to map canopy damage from selective logging and forest fires. **Remote Sensing of Environment**, v. 98, n. 2-3, p. 329-343, 2005.

SOUZA, R. B. et al. Efeitos da extração de madeira sobre a biodiversidade em florestas tropicais. **Natural Resources**, v. 11, n. 3, p. 33-38, 2021.

SPECHT, M. J. et al. Burning biodiversity: Fuelwood harvesting causes forest degradation in human-dominated tropical landscapes. **Global Ecology and Conservation**, v. 3, p. 200-209, 2015.

STEHMANN, J.R. et al. Plantas da Floresta Atlântica. Rio de Janeiro: **Jardim Botânico do Rio de Janeiro**, 2009.

TAHIR, A. et al. Automatic target detection from satellite imagery using machine learning. **Sensors**, v. 22, n. 3, p. 1147, 2022.

TAMIMINIA, H. et al. Google Earth Engine for geo-big data applications: A meta-analysis and systematic review. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 164, p. 152-170, 2020.

TAWADE, S.; CHOUDHARY, R. R.; CHAVAN, V. S.. Effects of forest fire on forest ecosystem, biodiversity and loss of plant and animal species. **International Journal of Advanced Research**, v. 10, n. 6, p. 597-600, jun. 2022.

TEICH, I. et al. An interactive system to map land degradation and inform decision-making to achieve land degradation neutrality via convergence of evidence across scales: A case-study in Ecuador. **Land degradation & development**, v. 34, n. 15, p. 4475-4487, 2023.

TEODORO, Alexandre Elias et al. Estimation of water erosion rates in Espírito Santo state, Brazil1. **Revista Ciência Agronômica**, v. 54, p. e20218031, 2023.

VASILESCU, V., DATCU, M., & FAUR, D. (2023). A CNN-based Sentinel-2 image super-resolution method using multiobjective training. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 61, p. 1-14, 2023.

VELAYARCE, D. et al. Analysis of deforestation in Ucayali-Peru using satellite imagery from sentinel-2. In: **Brazilian Technology Symposium**. Cham: Springer International Publishing, p. 308-316, 2020.

WANG, C. et al. Satellite computing: A case study of cloud-native satellites. In: **2023 IEEE International Conference on Edge Computing and Communications (EDGE)**. IEEE, 2023. p. 262-270.

WANG, Y. et al. Mapping tropical disturbed forests using multi-decadal 30 m optical satellite imagery. **Remote sensing of environment**, v. 221, p. 474-488, 2019

XAUD, M. R; EPIPHANIO, J. C. N. Análise da dinâmica das conversões de uso e cobertura da terra na região sudeste de Roraima - Amazônia. **Revista Agroambiente On-line**, v. 9, n. 4, p. 465-475, 2015. DOI: 10.18227/1982-8470ragro.v9i4.2453.

ZHAO, X. et al. The impact of agricultural trade approaches on global economic modeling. **Global Environmental Change**, v. 73, p. 102413, 2022.