SOCIEDAD LATINOAMERICANA EN PERCEPCIÓN REMOTA
Y SISTEMAS DE INFORMACIÓN ESPACIAL
XXI SIMPÓSIO INTERNACIONAL SELPER
4-8 de novembro 2024 - Belém, Brasil

O USO DO *RANDOM FOREST* NA DETECÇÃO DE CLASSES DE USO E COBERTURA DA TERRA EM ÁREAS DE NÃO-FLORESTA

Nicole Rodrigues de Magalhães [1], Daniele Alencar Gonçalves [1], Alessandra Rodrigues Gomes[1], Lucas Cortinhas Cardoso Ferreira [1], Nelton Cavalcante da Luz[1], Luis Waldyr Rodrigues Sadeck[1]

[1] Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, Coordenação Espacial da Amazônia, São José dos Campos-SP, Brasil.
E-mail: nicole.magalhaes@inpe.br, https://orcid.org/0000-0001-5626-4409
E-mail: danielealencarap@gmail.com, https://orcid.org/0000-0003-1982-9479
E-mail: alessandra.gomes@inpe.br, https://orcid.org/0000-0001-8471-4905
E-mail: lucas.ferreira@inpe.br, https://orcid.org/0009-0005-6769-0653
E-mail: neltonluz@gmail.com, https://orcid.org/0000-0001-7233-0111
E-mail: sadeckgeo@gmail.com, https://orcid.org/0000-0002-2337-8634

RESUMEN. La Amazonía es el mayor ecosistema forestal tropical continuo, cubriendo aproximadamente 5,4 millones de km², de los cuales cerca del 62% está en Brasil. Este estudio aborda la diversidad y complejidad florística del bioma. El objetivo es analizar el desempeño del algoritmo Random Forest en la detección de clases de uso y cobertura de la tierra en áreas de no-bosque. Se utilizó Random Forest para clasificar imágenes de satélite, considerando variables como NDVI, EVI y bandas específicas de infrarrojo. Se realizaron pruebas comparativas sin el uso de variables de entrada y con su inclusión, además de comparar con metodologías ya descritas en la literatura mencionada. Random Forest demostró ser eficaz en la detección de cuerpos de agua y áreas inundadas, identificando correctamente la mayoría de las clases de uso y cobertura de la tierra. Sin embargo, hubo confusiones espectrales en áreas de pastizales altamente degradados, que fueron clasificadas como acuicultura. El estudio concluye que Random Forest es una herramienta eficaz para monitorear áreas de no-bosque, pero recomienda el uso de filtros para mejorar la precisión y reducir las confusiones espectrales. Se sugiere la aplicación de metodologías específicas para vegetación secundaria y agricultura para mejorar los resultados.

Palabras-clave: Amazonía; Vegetación No Forestal; Aprendizaje Automático; Índice Normalizado de Diferencia de Agua (NDWI); PRODES.

RESUMO. A Amazônia é o maior ecossistema florestal tropical contínuo, cobrindo aproximadamente 5,4 milhões de km², dos quais cerca de 62% estão no Brasil. Este estudo aborda a diversidade e complexidade florística do bioma. O objetivo é analisar o desempenho do algoritmo Random Forest na detecção de classes de uso e cobertura da terra em áreas de não-floresta. Utilizou-se o Random Forest para classificar imagens de satélite, considerando variáveis como NDVI, EVI, e bandas específicas de infravermelho. Foram realizados testes comparativos sem o uso de variáveis de entrada e com a inclusão delas, além de comparar com metodologias já descritas nas literaturas mencionadas. O Random Forest mostrou-se eficaz na detecção de corpos d'água e áreas alagadas, identificando corretamente a maioria das classes de uso e cobertura da terra. No entanto, houve confusões espectrais em áreas de pastagem altamente degradadas, que foram classificadas como aquacultura. O estudo conclui que o Random Forest é uma ferramenta eficaz para monitorar áreas de não-floresta, mas recomenda o uso de filtros para melhorar a precisão e reduzir confusões espectrais. Sugere-se a aplicação de metodologias específicas para vegetação secundária e agricultura para aprimorar os resultados.

Palavras-chave: Amazônia; Vegetação Não Florestal; Machine Learning; NDWI (*Normalized Difference Water Index*); PRODES

.

ABSTRACT. The Amazon is the largest continuous tropical forest ecosystem, covering approximately 5.4 million km², of which about 62% is in Brazil. This study addresses the floristic diversity and complexity of the biome. The objective is to analyze the performance of the Random Forest algorithm in detecting land use and land cover classes in non-forest areas. Random Forest was used to classify satellite images, considering variables such as NDVI, EVI, and specific infrared bands. Comparative tests were performed without the use of input variables and with their inclusion, in addition to comparing with methodologies already described in the mentioned literature. Random Forest proved to be effective in detecting bodies of water and flooded areas, correctly identifying most

land use and land cover classes. However, there were spectral confusions in highly degraded pasture areas, which were classified as aquaculture. The study concludes that Random Forest is an effective tool for monitoring non-forest areas but recommends the use of filters to improve accuracy and reduce spectral confusions. It suggests applying specific methodologies for secondary vegetation and agriculture to enhance the results.

Keywords: Amazon; Non-Forest Vegetation; Machine Learning; NDWI (Normalized Difference Water Index); PRODES

1. INTRODUÇÃO

A Amazônia, como maior ecossistema florestal tropical contínuo, cobre aproximadamente 5,4 milhões de km², dos quais cerca de 62% estão em território brasileiro (Malhi, 2009; Drummond, *et al*. 2010). Além de sua vasta extensão florestal, o ecossistema inclui diversos ecótonos, resultando em uma alta diversidade florística que torna o ambiente complexo e heterogêneo (Rossetti e Toledo, 2006).

Essa diversidade é evidenciada pelos contrastes vegetacionais do bioma amazônico, causados por variações locais de clima, relevo e solo, como é o caso das vegetações abertas da Amazônia (Oliveira, 2018; Veloso *et al*., 1991). São vegetações de fitofisionomias não florestais, caracterizadas pela predominância de camadas herbáceas, com ou sem a presença de arbustos e árvores, distribuídas em forma de ilhas isoladas pela floresta tropical (Veloso *et al.*, 1991).

As fitofisionomias não florestais ocupam uma área de 290 mil km², representando 7% do bioma Amazônia (Coutinho, 2013). Segundo Mustin (2017), as áreas de vegetações não florestais, como as savanas amazônicas, campinaranas e cerrados, são pouco conhecidas e pouco protegidas. Essas áreas, denominadas não-florestas (NF), estão sob ameaça devido ao desmatamento associado a pecuária, monocultura e expansão urbana (Carvalho, 2019). Portanto, é crucial entender e mapear o uso dessas áreas.

Diante da intensa pressão do desflorestamento na Amazônia, o PRODES (Projeto de Monitoramento do Desmatamento na Amazônia Legal), desenvolvido pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), monitora desde 1988 a perda de cobertura em áreas florestais, fornecendo dados sobre as taxas anuais de desmatamento. Apesar da importância deste projeto, inicialmente abrangia apenas áreas florestais (93,4% no bioma) e cerca de 6,6% (279.360 km²) não era mapeado pelo projeto, que são as áreas não florestais. Desde 2022, o PRODES passou a incluir essas áreas, reconhecendo a necessidade de compreender a dinâmica de uso e cobertura da terra nas NF.

Com o objetivo de entender os processos antrópicos em diferentes fitofisionomias do bioma Amazônia, as geotecnologias evoluíram, aprimorando as técnicas de mapeamento. A diversificação no uso de algoritmos classificadores tornou-se uma ferramenta importante para o monitoramento das áreas de não-floresta, que requerem abordagens específicas devido às suas particularidades e fragilidades (Caon *et al.*, 2019). Portanto, o objetivo deste trabalho é analisar o desempenho do *Random Forest* na detecção de classes de uso e cobertura da terra em áreas de não-floresta.

2. MATERIAL E MÉTODOS

2.1. Área de estudo

O estado de Rondônia, localizado na região oeste da Amazônia Legal, possui uma área territorial de 237.754,172 km². Com a expansão da fronteira agrícola, Rondônia é terceiro estado da Amazônia Legal que mais desmata, acumulando desde 1988 um total de 66.976 km²

desmatados, equivalente a 13,64% da área da Amazônia Legal, segundo dados do PRODES (2023).

O estado apresenta três regiões fitoecológicas não-florestais, de acordo com o IBGE (1991; 2012): Savanas, Floresta Ombrófila Aluvial e Formações Pioneiras. A Savana, predominante na região, se caracteriza por um clima seco de 3-6 meses e capacidade de renovação natural após as queimadas ou com as primeiras chuvas. As formações pioneiras ocupam planícies fluviais e depressões aluvionares de pântanos, lagunas e lagoas, sendo sazonal e dependente de de fatores climáticos. A Floresta Ombrófila Aluvial, encontrada em ambientes úmidos como margens de cursos d'água e áreas alagadas temporariamente, porém o que a difere das formações pioneiras é que são vegetações mais densas, variando entre porte médio e porte grande (IBGE, 1991; 2012).

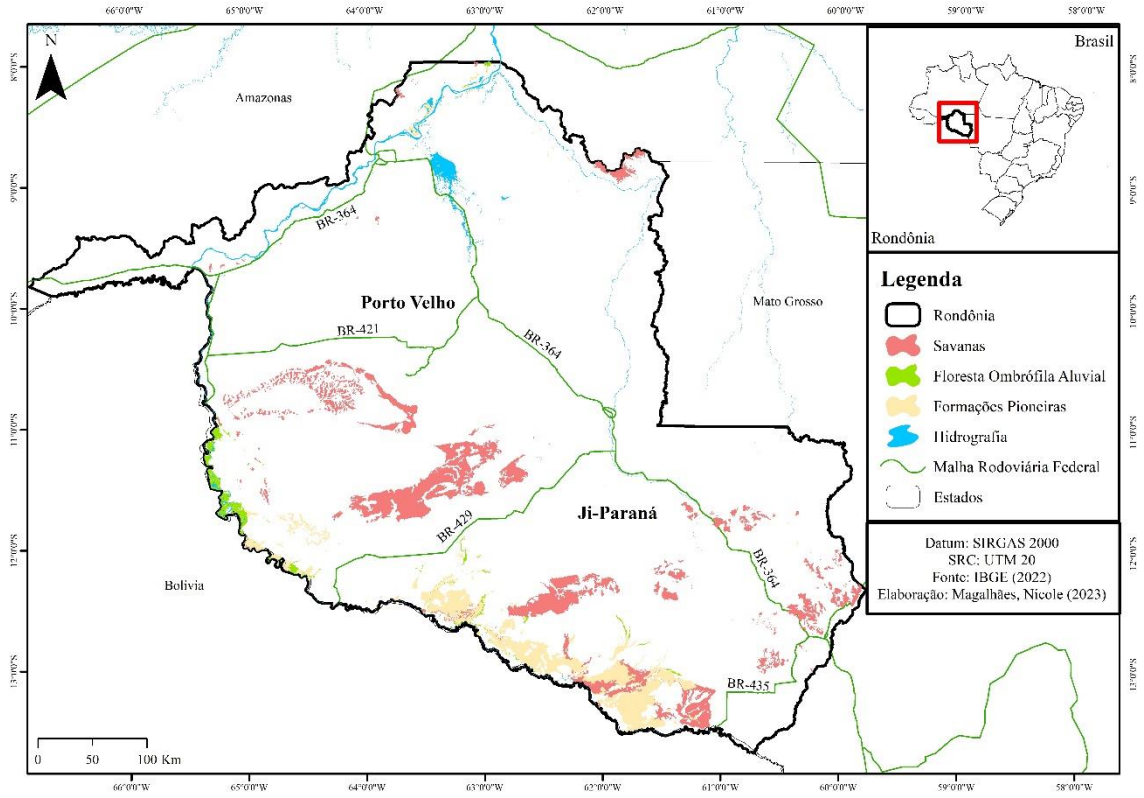


Figura 1. Área de estudo e suas regiões fitoecológicas
Fonte: Os autores (2023)

2.2. Procedimentos metodológicos

Foram utilizadas as imagens do Sentinel-2B, que possuem sensores multiespectrais de alta resolução espacial e temporal, sendo amplamente utilizadas para monitorar a vegetação, o solo e áreas costeiras (European Space Agency, 2021b). Para aprimorar as análises, os algoritmos de predição de classes, quando combinados ao uso de sensores multiespectrais, são úteis pois melhoram a identificação e classificação de objetos e fenômenos na imagem. O *Random Forest*, um algoritmo de aprendizado de máquina (*Machine Learning*), é frequentemente utilizado por sua capacidade de lidar com grandes conjuntos de dados e produzir resultados satisfatórios (Gao, 2012).

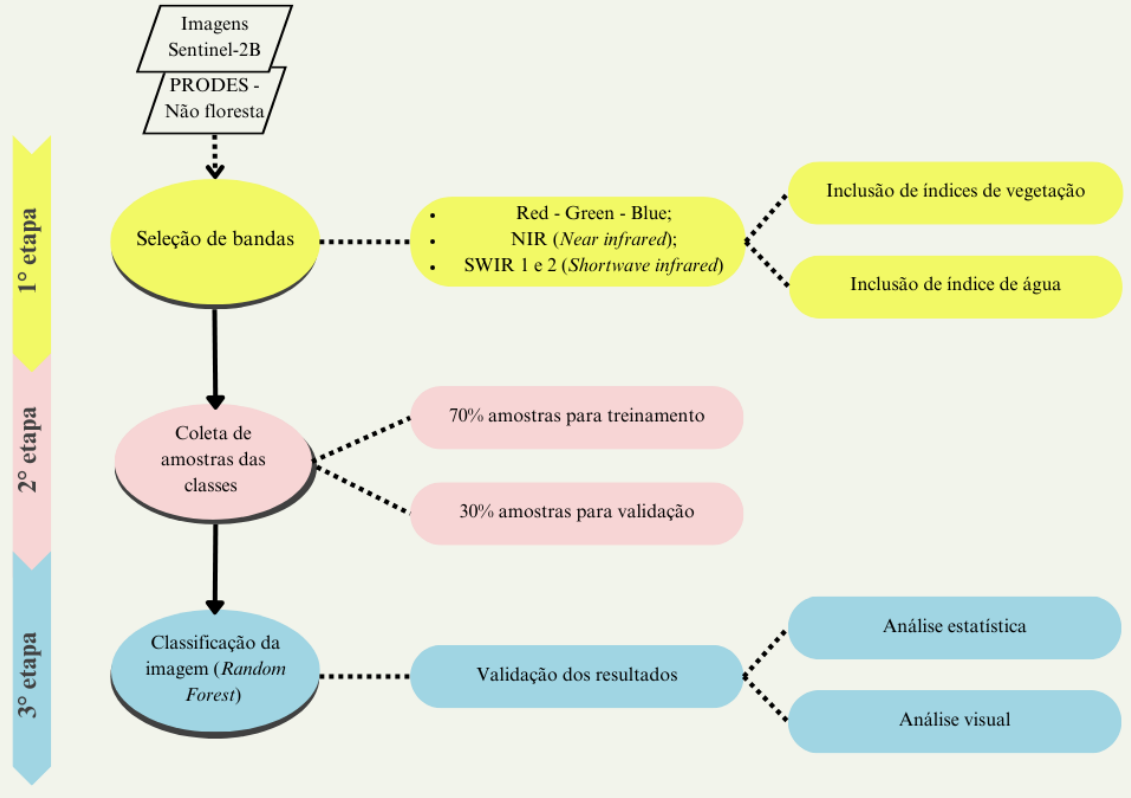
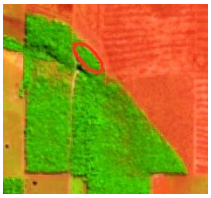


Figura 2. Fluxograma dos procedimentos metodológicos

Todos os procedimentos foram realizados no *Google Earth Engine*, que é uma plataforma de análise e processamento de dados geoespaciais em nuvem (Gorelick *et al.*, 2017). Inicialmente foram acrescentadas as coleções do Sentinel-2B do mês de junho/2016 a julho/2022 e a inclusão da máscara do PRODES referente ao ano-base 2022. Foi realizado um recorte na classe de não-floresta da máscara do PRODES referente ao ano-base 2022. Em seguida, foram selecionadas as bandas que apresentariam os melhores resultados na imagem: B2 (Blue), B4 (Red), B8-NIR (infravermelho próximo), B11-SWIR 1 (infravermelho de ondas curtas 1) e B12-SWIR 2 (infravermelho de ondas curtas 2). Além disso, foram incluídos os índices de vegetação, como o NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) e o EVI (*Enhanced Vegetation Index*) e o NDWI (*Normalized Difference Water Index*). Com esses ajustes, a imagem foi pré-processada e preparada para a coleta das amostras.

As classes utilizadas nesta classificação foram: Vegetação Secundária, Pastagem, Aquacultura, Agricultura e Corpo D'água (Tabela 1)

Classes	Imagem Sentinel-2B	Foto/Referência visual	Parâmetros	Informações adicionais
Vegetação Secundária			**Cor:** Verde **Tonalidade:** Média a clara **Textura:** Lisa ou rugosa **Forma:** Regular ou irregular	Após supressão total da vegetação florestal original, são consideradas as áreas em processo avançado de regeneração natural

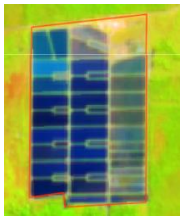
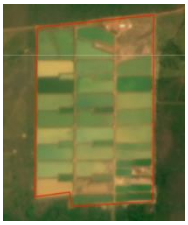
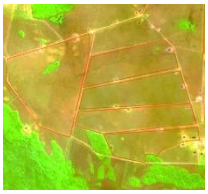
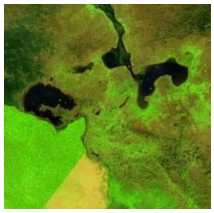
Aquacultura			**Cor**: Azul **Tonalidade**: Escuro **Textura**: Lisa **Forma**: Regular	Viveiros de organismos aquáticos com formato regular, com presença ou não de matéria orgânica.
Pastagem			**Cor**: Marrom **Tonalidade**: Média **Textura**: Lisa **Forma**: Irregular ou regular	Áreas irregulares com diferentes processos de degradação
Agricultura			**Cor**: Verde **Tonalidade**: Claro **Textura**: Lisa **Forma**: Regular	Áreas em processo produtivo com aplicação de culturas agrícolas
Corpo D'água			**Cor**: Azul **Tonalidade**: Escuro **Textura**: Lisa **Forma**: Irregular	Áreas que indicam a presença de hidrografia natural (áreas alagadas sazonalmente, áreas úmidas)

Tabela 1. Chave de interpretação para as classes mapeadas

Com a etapa da coleta, 70% das amostras foram direcionadas para treinamento e aplicado o algoritmo *Random Forest*. Com a classificação gerada, 30% das amostras foram direcionadas para a validação dos resultados, utilizando a análise estatística com o índice *Kappa* e acurácia global. A análise visual foi realizada com as imagens do *Google Earth Pro* e *Planet Collection* (e demais plataformas de imagens de satélite, conforme a necessidade).

3. RESULTADOS E DISCUSSÕES

O *Random Forest* (RF) é um algoritmo de *Machine Learning* amplamente usado para classificações de imagens de uso e cobertura da terra, desenvolvido por Breiman (2001). Ele cria árvores de decisão a partir de atributos selecionados, organizando os dados em uma estrutura particionada. Embora frequentemente utilizado e com bons resultados em classificações de uso e cobertura, o RF ainda é pouco aplicado nas classificações de vegetações não florestais.

Na literatura de Souza *et al*. (2019), a aplicação do RF na classificação de uso e cobertura da terra em NF no sudeste paraense, apresentou uma acurácia de 68% e foi considerada uma ferramenta eficaz. No entanto, houve confusão entre as classes de similaridade espectral, como pixels de pastagem sendo erroneamente classificados como Savana.

Os resultados indicam que as bandas e os índices estabelecidos para a escolha das amostras direcionadas para o treinamento do algoritmo foram efetivos e que o índice Kappa, que avalia o desempenho do classificador, avaliou como satisfatório (tabela 2).

	Precisão	Indice Kappa
Treinamento	99,56 %	0.9941
Validação	89 %	

Tabela 2. Análise estatística da classificação realizada pelo *Random Forest*

O primeiro critério foi a inclusão dos índices de vegetação, como o NDVI e o EVI, para identificar a classe de vegetação secundária (VS). Devido à dificuldade de mapear a classe, as amostras seriam coletadas a partir de uma análise detalhada da dinâmica de uso no entorno da área ao longo de cinco anos. Conforme Ponzoni, Shimabukuro & Kuplich (2012), valores de NDVI possuem parâmetros específicos: negativos indicam água; próximos de zero indicam superfícies não vegetadas; e próximos de 1 indicam vegetação densa.

Com 70% das amostras destinadas para treinamento, uma única amostra de corpo d´água foi identificada como aquacultura durante a etapa de treinamento algoritmo, já na etapa de validação, a distribuição entre as duas classes sofreu um aumento. Isso indica que o uso do NDWI, método proposto por McFeeters (1996), foi eficiente no treinamento do algoritmo reduzindo a confusão entre as classes que contém água. Na etapa de validação, o aumento pode ser explicado devido a uma não adaptação do modelo, devido a diferença entre os dados de treinamento e validação.

MATRIZ DE ERRO DE TREINAMENTO					
Classe	Vegetação Secundária	Aquacultura	Agricultura	Pastagem	Corpo d'água
Vegetação Secundária	**48**	0	0	0	0
Aquacultura	0	**46**	0	0	1
Agricultura	0	0	**158**	0	0
Pastagem	0	0	0	**114**	0
Corpo d'água	0	0	0	0	**102**
MATRIZ DE ERRO DE VALIDAÇÃO					
Classe	Vegetação Secundária	Aquacultura	Agricultura	Pastagem	Corpo d'água
Vegetação Secundária	**19**	0	0	0	0
Aquacultura	1	**11**	0	0	2
Agricultura	2	0	**52**	2	0
Pastagem	0	0	8	**48**	0
Corpo d'água	0	5	0	0	**41**

Tabela 3. Matriz de erro de treinamento e de validação do algoritmo *Random Forest*

Na análise visual preliminar, observa-se que a classificação nas áreas ao sul de Rondônia foi satisfatória apenas na classe de corpo d´água, que identificou diversos corpos hídricos, como rios e áreas alagadas, conforme indicado na tabela 3:

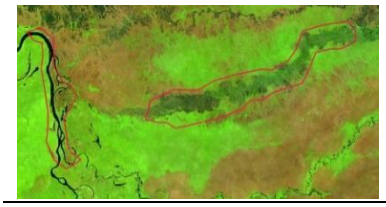
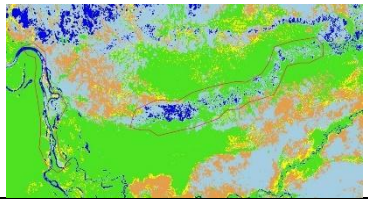
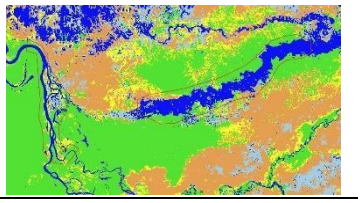
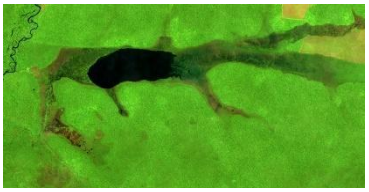
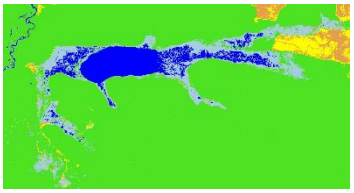
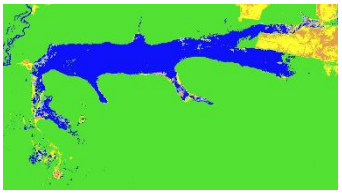
Imagem Sentinel 2B	Classificação *Random Forest*	
	Testes iniciais	Testes finais
1A	2B	3C
		
		
2A	2B	2C

Tabela 4. Rio Guaporé-RO, Lagoa Preta e áreas alagadas em imagem Sentinel-2B e Classificação com *Random Forest*

Os corpos d'água naturais classificados pelo RF (imagens 1A, 1B e 1C) estão localizados ao sul de Rondônia, onde predominam as planícies fluviais e depressões dos rios Madeira-Mamoré-Guaporé. Essas áreas são caracterizadas inundações sazonais e solos hidromórficos, resultando em muitos pequenos lagos formados pela dinâmica fluvial do rio Guaporé (Adamy, 2010). Nos testes iniciais, utilizando as bandas B4 (Red), B8 (Infravermelho próximo), B11 (SWIR 1) e o NDVI, muitos pixels da classe de Aquacultura foram atribuídos a corpos hídricos naturais devido à similaridade espectral.

A Lagoa Preta (imagem 2A), localizada entre São Miguel do Guaporé e São Francisco, é um corpo hídrico frequentemente confundido com Aquacultura, devido a essa similaridade. Para melhorar a precisão do classificador, foram adicionadas as bandas B2 (Blue), B12 (SWIR 2), e os índices EVI e NDWI (McFeeters, 1996). Com essas adições, as imagens 1C e 2C mostraram maior padronização na classe de Corpo D'água, identificando corretamente corpos hídricos e áreas alagadas, além de classificar corretamente a vegetação ao redor da lagoa.

Em Rondônia, além das características geomorfológicas, a Floresta Ombrófila Aluvial, presente na borda da Lagoa Preta, passa por regeneração natural durante o período de seca de 3 a 6 meses, em solos úmidos e áreas temporariamente alagadas (IBGE, 1991; 2012). Corpos hídricos geralmente refletem azul e absorvem outros comprimentos de onda, mas classes como Aquacultura, contem matéria orgânica e sedimentos, gerando diferentes colorações. Estudo comparativo de Da Cruz (2021) mostrou que o RF pode confundir áreas hídricas com áreas queimadas devido à coloração, mas é eficaz na identificação de corpos hídricos menores.

Para testar a aplicação da afirmação de Da Cruz (2021) sobre o uso do *Random Forest* em áreas de NF, foi realizado um teste utilizando as bandas B4 (red), B8 (NIR-Infravermelho próximo) e B11 (SWIR 1-Infravermelho de ondas curtas). Embora Da Cruz (2021) tenha utilizado a banda B3 (verde), optou-se por substitui-la pelo SWIR 1. Segundo Andrade (2019), corpos hídricos tem maior absorção na banda de reflectância do infravermelho de ondas curtas, o que justificou essa escolha.

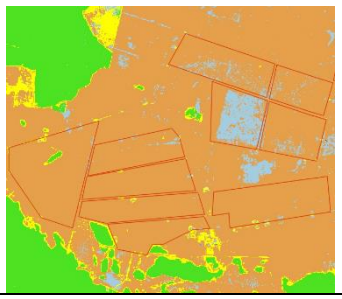
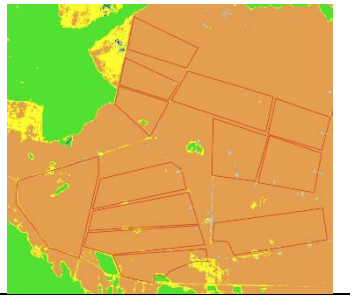
Imagem Sentinel 2B	Testes iniciais	Testes atuais
		
	Variáveis de entrada: NDVI - *Normalized Difference Vegetation Index*).	Variáveis de entrada: NDVI - *Normalized Difference Vegetation Index,* EVI – *Enhanced Vegetation Index,* NDWI – *Normalized Difference Water Index*

Tabela 5. Polígonos de pastagem em imagem Sentinel-2B e Classificação com *Random Forest*

Nos testes iniciais, a classe de aquacultura foi identificada pelo *RF* quase inteiramente em um polígono de pastagem (tabela 5), devido à baixa resposta espectral ao NDVI, indicando alta degradação da pastagem e similaridade espectral com a aquacultura. A adição de outras bandas e índices de diferença normalizada (EVI e NDWI reduziu os ruídos presentes na classificação inicial. Conforme destacado por Da Cruz (2021), o *RF* mostrou um melhor desempenho na identificação de corpos hídricos menores.

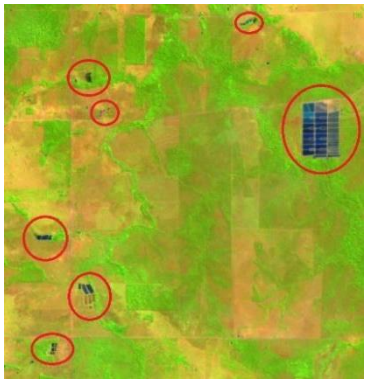
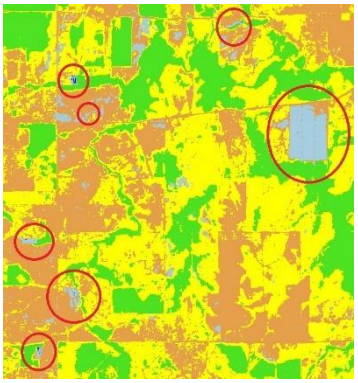
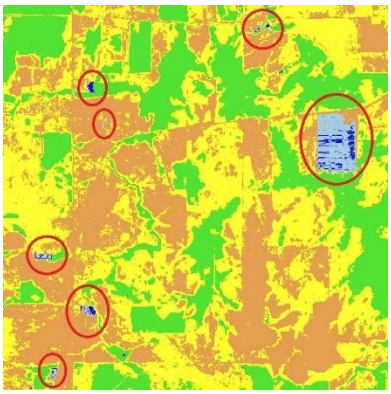
Imagem Sentinel 2B	Testes iniciais	Testes atuais
		
	Variáveis de entrada: NDVI - *Normalized Difference Vegetation Index*).	Variáveis de entrada: NDVI - *Normalized Difference Vegetation Index,* EVI – *Enhanced Vegetation Index,* NDWI – *Normalized Difference Water Index*

Tabela 6. Classe de Aquacultura em Sentinel-2B e Classificação em *RF*.

Na classificação da Aquacultura, observa-se que apenas com a inclusão do NDVI, os resultados visuais são mais satisfatórios para essa classe (representada na imagem com o azul mais claro).

O *Random Forest* se mostrou sensível na detecção de corpos d'água menores, tanto nos testes iniciais para a classe de Aquacultura, quanto nos testes finais com a inclusão de mais atributos e identificando áreas alagadas ou lagos naturalmente formados) conforme já apontado por Da Cruz (2021). Porém, ainda que a detecção de corpos d'água naturais e/ou artificiais seja satisfatória com o *RF*, em algumas áreas de pastagem o algoritmo identificou áreas com alto grau de degradação como aquacultura, de acordo com o que Da Cruz (2021) apontou em seus estudos.

4. CONCLUSÕES

A metodologia e os resultados apresentados neste trabalho foram produtos de uma nota técnica elaborada com o intuito de detectar classes de uso e cobertura da terra em áreas de não-floresta utilizando algoritmo de classificação *Random Forest*. Os resultados obtidos nos testes metodológicos foram considerados aceitáveis, mas com algumas ressalvas.

O Random Forest demonstrou um desempenho eficaz na detecção de classes que contêm água. Para a classe de Corpo d'água, as variáveis de entrada adicionadas permitiram ao classificador identificar corpos hídricos, áreas úmidas e áreas de alagamentos sazonais com sucesso.

Na classe de Aquacultura, o uso apenas do NDVI e da banda SWIR 1 (infravermelho de ondas curtas) foi suficiente para a identificação correta. No entanto, é necessário aplicar filtros para remover ruídos de pixels de aquacultura em outras classes espectralmente similares.

Para áreas de pastagem, o RF também obteve bons resultados nos testes finais com a inclusão das variáveis de entrada. Contudo, a utilização de filtros para limpeza de pixels isolados é igualmente necessária.

Para as classes de vegetação secundária e agricultura, é essencial aplicar metodologias específicas para cada uma. Embora o RF tenha classificado corretamente algumas áreas, recomenda-se realizar testes com outros algoritmos de classificação, incluir mais critérios, realizar análise de contexto, coletar amostras a partir de polígonos e, no caso da agricultura, considerar os tipos de cultura e os ciclos de plantio e colheita.

REFERÊNCIAS

ADAMY, A. (Org.). **Geodiversidade do estado de Rondônia**. Porto Velho: CPRM, 2010. Online. 337 p. Disponível em: https://rigeo.sgb.gov.br/handle/doc/15691. Acesso em: jan. 2024

ANDRADE, Ana Beatriz Silva de. **Utilização dos índices NDWI e MNDWI na detecção de corpos hídricos em imagens Sentinel-2 na bacia hidrográfica do Rio Traipu – Alagoas**. 2019. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia de Agrimensura), Universidade Federal de Alagoas, Rio Largo, 2019. Online. Disponível em: http://www.repositorio.ufal.br/jspui/handle/riufal/6157. Acesso em: jan. 2024.

BREIMAN, L. **Random Forests: Machine Learning**. Spring Nature, v. 45, 2001. Disponível em: http://dx.doi.org/10.1023/A:1010933404324. Acesso em: dez. 2023.

CAON, I. L; BECKER, W. R.; GANASCINI, D.; CATTANI, C. E. V.; MENDES, I. de S.; PRUDENTE, V. H. R.; OLDONI, L. V.; ANTUNES, J. F. G.; MERCANTE, E. **Comparativo entre os classificadores RF e MaxVer, para classificação de uso e cobertura da terra, em diferentes densidades temporais**. Anais do XIX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, São José dos Campos, INPE, 2019. Disponível em: https://proceedings.science/sbsr-2019/trabalhos/comparativo-entre-os-classificadores-rf-e-maxver-para-classificacao-de-uso-e-cob?lang=pt-br. Acesso em: dez. 2023.

CARVALHO, W. D.; MUSTIN, K.; HILÁRIO, R. R.; VASCONCELOS, I. M.; EILERS, V.; FEARNSIDE, P.M. **Deforestation control in the Brazilian Amazon:** A conservation struggle being lost as agreements and regulations are subverted and bypassed. Perspectives in Ecology and Conservation, v.17, p.122-130, 2019. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.pecon.2019.06.002. Acesso em: nov. 2023

COUTINHO, A. C.; ALMEIDA, C.; VENTURIERI, A.; ESQUERDO, J. C. D. M.; SILVA, M. **Uso e cobertura da terra nas áreas desflorestadas da Amazônia Legal**: TerraClass 2008. Brasília, DF: Embrapa; São José dos Campos: INPE, 2013. Disponível em: https://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/87809/1/TerraClass-completo-baixa-pdf.pdf. Acesso em: ago. 2023

RODRIGUES X. da CRUZ, U.; PASSOS DE OLIVEIRA , L. **Comparativo entre os métodos de classificação MaxVer e Random Forest utilizando imagem Sentinel-2B**. Cadernos do Leste, v. 21, 2021. Disponível em: https://doi.org/10.29327/248949.21.21-2. Acesso em: ago. 2023.

DRUMMOND, J. A.; FRANCO, J. L. de A.; OLIVEIRA, D. de. Uma análise sobre a história e a situação das unidades de conservação no Brasil. In: GANEM, R.S. (Org.). **Conservação da Biodiversidade: Legislação e Políticas Públicas**. Brasília, Distrito Federal: Câmara dos Deputados, Edições Câmara, p. 341-385, 2010. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/303538670_Uma_Analise_sobre_a_Historia_e_a_Situacao_das_Unidades_de_Conservacao_no_Brasil. Acesso em: ago. 2023.

ESA. European Space Agency. Disponível em: https://www.esa.int/. Acesso em: 31 de jul. 2023.

GAO, H; BIRKETT, C.; LETTENMAIER, P. D. **Global monitoring of large reservoir storage from satellite remote sensing**. AGU fall meeting abstracts, v.48, 2012. Disponível em: https://doi.org/10.1029/2012WR012063. Acesso em: ago. 2023.

GORELICK, N.; HANCHER, M.; DIXON, M.; ILYUSHCHENKO, S.; THAU, D.; MOORE, R**. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone**. Remote Sensing of Environment, v. 202, 2017. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031. Acesso em: ago. 2024.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Manual Técnico de Vegetação Brasileira. **Manuais Técnicos em Geociências**, Rio de Janeiro-RJ, 2° edição, 2012.

INPE. **Monitoramento da cobertura florestal da Amazônia por satélites**. 16p. 2008.

INPE. **Metodologia Utilizada nos Projetos PRODES e DETER**. Disponível em: http://www.obt.inpe.br/OBT/assuntos/programas/amazonia/prodes/pdfs/Metodologia_Prodes_Deter_revisada.pdf. 2019. Acesso em: 18 jul. 2023.

MALHI, Y.; ARAGÃO, L.E.; GALBRAITH, D.; HUNTINGFORD, C.; FISHER, R.; ZELAZOWSKI, P.; SITCH, S.; MCSWEENEY, C.; MEIR, P. **Exploring the likelihood and mechanism of a climate-change-induced dieback of the Amazon rainforest**. PNAS Early Edition, v. 106, 2009. Disponível em: https://doi.org/10.1073/pnas.0804619106. Acesso em: ago. 2023.

MCFEETERS, S. K. **The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features**. International Journal of Remote Sensing, v. 17, 1996. Disponível em: https://doi.org/10.1080/01431169608948714. Acesso em: ago. 2023.

MUSTIN, K.; CARVALHO, W. D.; HILÁRIO, R. R.; COSTA-NETO, S. V.; SILVA, C. R., VASCONCELOS, I. M.; CASTRO, I. J.; EILERS, V.; KAUANO, E. E.; MENDES-JUNIOR, R. N. G.; FUNI, C.; FEARNSIDE, P. M.; SILVA, J. M. C.; EULER, A. M. C.; TOLEDO, J. J. **Biodiversity, threats and conservation challenges in the Cerrado of Amapá, an Amazonian savanna**. Nature Conservation, v. 22, 2017. Disponível em: https://doi.org/10.3897/natureconservation.22.13823. Acesso em: out. 2023.

OLIVEIRA, A. B. K. de. **Geoambientes em áreas de campos rupestres ferruginosos e quartzíticos da borda leste do Espinhaço**. Universidade Federal de Viçosa-MG, 2018. Disponível em: https://www.locus.ufv.br/bitstream/123456789/29291/1/texto%20completo.pdf. Acesso em: ago. 2023.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E.; KUPLICH, T. M. **Sensoriamento Remoto da vegetação**. São José dos Campos, SP: Oficina de Textos. 2012.

ROSSETTI, D.; DE TOLEDO, P. **Biodiversity from a historical geology perspective: a case study from Marajó Island, lower Amazon**. **Geobiology**. Gebiology, v. 4, 2006. Disponível em: https://doi.org/10.1111/j.1472-4669.2006.00080.x. Acesso em: ago. 2023.

SOUZA, L. F. P.; ADAMI, M.; VALE, J. R. B.; SILVA, I. S.; FERREIRA NETO, L. C.; PORTO, I. C. L.; GOMES, A. R. **Classificação de uso e cobertura da terra em áreas de não floresta do sudeste paraense através da plataforma Google Earth Engine (GEE)**. Anais do XIX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, São José dos Campos, INPE, 2019. Disponível em: https://proceedings.science/sbsr-2019/trabalhos/classificacao-de-uso-e-cobertura-da-terra-em-areas-de-nao-floresta-do-sudeste-pa?lang=pt-br. Acesso em: nov. 2023.

VELOSO H. P.; RANGEL FILHO, A. L. R.; LIMA, J. C. A. **Classificação da Vegetação Brasileira, adaptada a um sistema universal**. IBGE, Departamento de Recursos Naturais e Estudos Ambientais, v.1, p. 124, Rio de Janeiro, 1991.