UNIVERSIDADE FEDERAL DE SERGIPE CENTRO DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS APLICADAS DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA

IGOR VIEIRA LEITE

MAPEAMENTO DOS REMANESCENTES FLORESTAIS DA CAATINGA NO ESTADO DE SERGIPE USANDO IMAGENS DE SATÉLITE DE ALTA RESOLUÇÃO ESPACIAL E MACHINE LEARNING NO GOOGLE EARTH ENGINE

> SÃO CISTÓVÃO SERGIPE 2021

IGOR VIEIRA LEITE

## MAPEAMENTO DOS REMANESCENTES FLORESTAIS DA CAATINGA NO ESTADO DE SERGIPE USANDO IMAGENS DE SATÉLITE DE ALTA RESOLUÇÃO ESPACIAL E MACHINE LEARNING NO GEE

Monografia apresentada ao Departamento de Engenharia Agrícola da Universidade Federal de Sergipe, como requisito parcial para obtenção do título de Engenheiro Agrícola.

SÃO CISTÓVÃO SERGIPE 2021

#### **IGOR VIEIRA LEITE**

#### MAPEAMENTO DOS REMANESCENTES FLORESTAIS DA CAATINGA NO ESTADO DE SERGIPE USANDO IMAGENS DE SATÉLITE DE ALTA RESOLUÇÃO ESPACIAL E MACHINE LEARNING NO GEE

Monografia apresentada ao Departamento de Engenharia Agrícola da Universidade Federal de Sergipe, como requisito parcial para obtenção do título de Engenheiro Agrícola.

Aprovado em 28 de Outubro de 2021

#### COMISSÃO EXAMINADORA

Documento assinado digitalmente GONDET ANDRE QUINTAO DE AL MEIDA DALS: 25/11/2021 13:46:04-0300 Vertificaden em https://vertificaden.di.hr

Prof. Dr. André Quintão Almeida

Universidade Federal de Sergipe - UFS

Orientador

gov.br Diego Campana Loureiro Datx: 23/11/2021 19:31:59-0300 Verifique em https://verificador.iti.b

Prof. Dr. Diego Campana Loureiro

Universidade Federal de Sergipe - UFS

Examinador

l

Prof. Dr. Jorge Antônio Vieira Gonçalves Universidade Federal de Sergipe – UFS Examinador

#### AGRADECIMENTOS

Gostaria de iniciar agradecendo ao ser mais especial, minha cadelinha Lala. Minha "Salsichinha", que teve uma passagem tão rápida aqui na Terra, que nesses 3 anos, sem dizer uma palavra sequer, me ensinou o verdadeiro sentido da palavra amor. Foram apenas 3 anos, mas foram OS 3 ANOS mais perfeitos que já vivi nos meus 30 anos de vida. Lala você agora é eterna, onde quer que esteja, OBRIGADO POR TUDO!

Agradeço também aos meus pais, Ana Paula e Moisés de Almeida, por sempre estarem do meu lado. MÃE E PAI, OBRIGADO POR SEREM OS MELHORES! Agradeço a todos meus irmãos por terem me ajudado e impulsionado até onde cheguei, Alan, Aline, André, Glauce e Thais obrigado por todos os ensinamentos diretos e indiretos que vocês me proporcionaram. Agradecer de maneira especial ao meu irmão Yuri por sempre está ao meu lado nos momentos mais adversos, valeu por tudo, você é show! O céu nunca será o limite para você! Agradeço aos meus avós Creuza Vieira e Francisco José por todo amor e carinho me dado desde a infância, pelos mimos, doces, comidas e por sempre estarem por perto!

Agradeço imensamente por ter tido amigos que sempre me ajudaram em todos os momentos com conselhos e de braços abertos para me ouvir e ajudar: Matheus Alves, Gustavo Durão, Gabriel Passos, Fernando Faro, Gunther Schilingmann, Vinícius Aguiar, Josieli Santos, Izabella Lírio. Cada conversa, cada troca de conhecimento, cada aperto de mão... Tudo isso me deu forças e hoje estou aqui!

Agradeço a todo corpo docente pelos ensinamentos e oportunidades. Agradeço imensamente à Dona Marluce, a secretária de departamento mais proativa de todas, você é uma grande mãe e uma excelente gestora, muito obrigado por tudo!

E se não fosse por esse cara aqui, não estaria aqui hoje, meu professor, orientador, o ser humano mais espetacular, Prof. Dr. André Quintão de Almeida! Ele soube ver meu potencial e me estimular. Se hoje estou aqui, grande parte é devido a você! Obrigado por ser professor, psicólogo, amigo! Eu sempre dizia para meu pai não se preocupar comigo na UFS porque tinha um pai por lá! Obrigado por tudo professor André! Obrigado de coração por todas as experiências e oportunidades que o senhor me deu! Isso aqui nem é um fim... É apenas o começo de um novo ciclo e sempre estaremos juntos!

#### RESUMO

A vegetação de Caatinga da região semiárida sergipana vem passando por um intenso processo de desmatamento e degradação proveniente de ações antrópicas. Este trabalho teve como objetivo mapear os remanescentes florestais do Bioma Caatinga presente no semiárido sergipano. O mapeamento ocorreu com o uso do classificador supervisionado do Random Forest (RF) na plataforma do Google Earth Engine (GEE). Os dados usados para a classificação foram as imagens de alta resolução da Planet (coleção américas) que estão disponibilizadas dentro da plataforma do GEE. A janela temporal usada neste trabalho foi de junho à agosto para o ano de 2021, uma vez que a vegetação está com um vigor maior devido às chuvas que ocorrem nessa época para o estado de Sergipe. O processo de amostragem foi visual e as classes aqui abordadas neste trabalho foram florestas e não florestas, onde foram selecionados 1000 pontos amostras para cada classe. Os resultados mostraram que a região semiárida do estado possui uma área de 231.950,152 ha (19,1%) de remanescentes florestais da Caatinga para o ano de 2021. O total de fragmentos florestais encontrados foram de 247.284, destes 37.156 tinham área entre 0,5 ha a 50 ha, 482 de 50 ha a 500 ha e 51 superiores a 500 ha. Os valores de acurácia e precisão foram submetidos à uma matriz de confusão e mostraram um bom desempenho do classificador com porcentagens, respectivamente, de 99,9% e 80,3%. Sendo assim, o trabalho mostrou que imagens Planet associadas ao classificador RF possuem um grande potencial para a caracterização dos remanescentes de Caatinga no estado de Sergipe.

Palavras-chave: Random Forest, Classificação Supervisionada, Google Earth Engine, LULC.

## SUMÁRIO

L	ISTA D	E TABELAS	viii
L	ISTAS	DE FIGURAS	ix
1	INT	RODUÇÃO	10
	1.1	Objetivos	12
	1.1.	1 Objetivo geral	12
	1.1.	2 Objetivos específicos	12
2	RE	/ISÃO DE LITERATURA	12
	2.2	Classificação de imagens	12
	2.3	Classificador Random Forest (RF)	13
	2.4	Land use and land cover (LULC)	15
	2.5	Visão geral do Google Earth Engine (GEE)	15
	2.6 A Plane	missão <i>Norway's International Climate &amp; Forests Initiative</i> (NICFI) e dados t	17
	2.7 M	apeamento dos remanescentes de florestas ambiental no Estado de Sergipe	17
3	MF		
		FODOLOGIA	20
	3.1	FODOLOGIA Área de Estudo	20 20
	3.1 3.2	ΓΟDOLOGIA Área de Estudo Imagens de alta resolução	20 20 21
	3.1 3.2 3.3	FODOLOGIA Área de Estudo Imagens de alta resolução Seleção de amostra e preparação dos dados	20 20 21 23
	3.1 3.2 3.3 3.4	FODOLOGIA. Área de Estudo. Imagens de alta resolução. Seleção de amostra e preparação dos dados Classificação supervisionada.	20 20 21 23 25
4	3.1 3.2 3.3 3.4 RES	FODOLOGIA         Área de Estudo         Imagens de alta resolução         Seleção de amostra e preparação dos dados         Classificação supervisionada         SULTADOS E DISCUSSÃO	20 20 21 23 25 25
4 5	3.1 3.2 3.3 3.4 RES	FODOLOGIA         Área de Estudo         Imagens de alta resolução         Seleção de amostra e preparação dos dados         Classificação supervisionada         SULTADOS E DISCUSSÃO         NCLUSÃO	20 20 21 23 25 25 30

## LISTA DE TABELAS

Tabela	1.	Áreas	de	florestas	por	territórios	administrativos	do	Estado	de
Sergipe									20	)
Tabela 2. Análise descritiva da variável área (ha) para os remanescentes florestais da										
região s	emiár	rida de S	Serg	ipe						}

## LISTAS DE FIGURAS

Figura 1. Composição de uma onda eletromagnéticaErro! Indicador não definid	о.
Figura 2. Interação da REM (energia incidente) com o alvo (uma folha)Erro! Indicador n	ão
definido.	
Figura 3. Esquema de árvores de decisões que se desenrolam internamente no algoritmo c	Je
RF	14
Figura 4. Visão geral da plataforma do GEE.	16
Figura 5. Distribuição de florestas pelo território sergipano.	18
Figura 6. Mapa de localização do estado de Sergipe e sua região coberta pelo Bioma da	
Caatinga	21
Figura 7. Composição RGB de imagens do satélite Planet (coleção américas); Imagem do	
NDVI estimado pelas bandas R-NIR da imagem Planet. (ambas imagens são para a região	С
semiárida de Sergipe)	22
Figura 8. Fluxograma das etapas de preparação das imagens para coleta de amostras de	
floresta	23
Figura 9. Representação dos retângulos e das amostras de treinamento distribuídas	
aleatoriamente para as classes de florestas e não floresta. Retângulo verde: amostras de	
floresta; Retângulo branco: amostra de não floresta	24
Figura 10. Resultados da classificação para o estado de Sergipe	26
Figura 11. Comparativo para o bioma da Caatinga no ano de 2021 entre os resultados do	
MapBiomas e da classificação feita no GEE	28

## 1\_INTRODUÇÃO

A região semiárida sergipana (ocupada originalmente pelo Bioma Caatinga) possui uma área de 10.117,12 km<sup>2</sup> e vem passando por um acelerado processo de desmatamento e degradação florestal, não se conhecendo, portanto, o nível de fragmentação florestal que a região se encontra. Tal condição é decorrência da adoção de práticas agrícolas inadequadas, o pastoreio excessivo e a retirada da madeira para produção de lenha. Resultando no desaparecimento de muitas espécies animais e vegetais, colocando-se em questão a capacidade dos recursos locais para a manutenção das atividades produtivas e garantia de serviços ambientais (SERGIPE, 2012). No entanto, o conhecimento do nível atual de fragmentação que o Bioma Caatinga presente no Estado de Sergipe se encontra é de fundamental importância para que órgãos ambientais responsáveis possam definir diretrizes e assim implementar medidas para atenuar este processo.

Atualmente, estudos de mapeamento de remanescentes florestais a partir de dados de satélite e técnicas de Sensoriamento Remoto (SR) vêm se mostrando como uma promissora ferramenta para diagnosticar a condição atual que os Biomas brasileiros se encontram (SILVA et al., 2011; FEITOSA et al., 2010). Podendo destacar o Programa de Cálculo do Desflorestamento da Amazônia - PRODES (INPE, 2008), o Sistema de Detecção do Desmatamento em Tempo Real na Amazônia -DETER (INPE, 2008) e o MapBiomas (Projeto MapBiomas, 2021). Tal fato está associado com o avanço das geotecnologias, como os Sistemas de Informações Geográficas (SIGs), associados às técnicas de SR. Com isso, os estudos de investigação sobre a cobertura florestal, do uso da terra, sua dinâmica e seus impactos, aumentaram significativamente nas últimas décadas (SILVA et al., 2014; SILVA et al., 2013; CUNHA et al., 2012). ARAÚJO et al., (2012), estudando espacialmente a cobertura florestal das Áreas de Preservação Permanente (APP) do Rio Mossoró no Rio Grande do Norte conseguiu constatar, em toda a área, a quase inexistência da vegetação nativa. Silva et al. (2009), analisando a dinâmica espaçotemporal da vegetação no semiárido de Pernambuco verificaram que a vegetação da Caatinga da região diminuiu, mostrando que as áreas analisadas encontram-se em processo de perda da vegetação que pode levar ao processo de desertificação. Fernandes et al. (2015), estudando uso e cobertura da terra na região semiárida de Sergipe, conseguiu constatar mudanças significativas na região. Foi possível observar no trabalho destes autores um aumento do desmatamento da vegetação nativa em mais de 26% ao longo de duas décadas, além da redução da regeneração natural.

Os produtos de SR estão cada vez mais acessíveis, sobretudo, com a disseminação de banco de imagens gratuitas pela internet, como a plataforma *Google Earth Engine* (GEE), já acessada por milhões de pessoas ao redor do mundo (FERREIRA *et al.*, 2008). O GEE organiza, na forma de coleções, um grande número de produtos de SR, possibilitando a investigação de vários fenômenos em escala global, dentre eles: desmatamento, efeitos extremos das mudanças climáticas, desastres naturais e antrópicos (GORELICK, 2017). O acesso aberto aos dados de SR promove o aumento da colaboração internacional para atender às necessidades de observação da Terra no século 21 (WULDER, 2012).Todas essas informações são pré-processadas em um formato pronto para uso, mas com preservação de informações, que permite acesso eficiente e remove muitas barreiras associadas ao gerenciamento de dados (MUTANGA, 2019).

Uma das coleções disponíveis atualmente no GEE são as imagens de alta resolução espacial da coleção Planet, do programa NICFI (Norway's International Climate & Forests Initiative). Estas imagens são provenientes da constelação de satélites PlanetScope Constellation que compreende Dove CubeSats (PLANET, 2021). As imagens disponíveis ao público possuem resolução aproximada de 4,77 m e sua janela temporal é mensal. A utilização de imagens de satélite de alta resolução espacial vem sendo alvo de diversos estudos que visam a análise e informações sobre a superfície terrestre. A utilização de imagens de alta resolução espacial passou a permitir uma melhor identificação, interpretação, e consequentemente uma melhor análise do uso e ocupação do solo de uma determinada região. Estudos recentes como o de CARVALHO et al. (2015), ao avaliar o uso e ocupação do solo na bacia hidrográfica do rio Jacaré-SE, utilizando sensores do satélite RapidEye, conseguiu constatar predominância de agropecuária (30,7%) onde deveria prevalecer cobertura vegetal do Bioma Caatinga. Diversos outros trabalhos (DIAS et al., 2013; GUIMARÁES et al., 2016) também revelam a importância do monitoramento nestas áreas do território brasileiro.

Cada vez mais, algoritmos estruturados em aprendizado de máquinas (ML, do inglês *machine learning*) vêm sendo utilizados para realizar o mapeamento de uso da terra em imagens de SR (AYALAÍZURIETA, 2017). Essa mudança ocorre porque os

métodos de ML não têm suposições de distribuição de dados e podem lidar com espaços de recursos complexos e dados não normais. A literatura atual sugere que a classificação supervisionada por *Random Forest* (RF) oferece grande potencial e atinge melhores resultados na categorização de cenas complexas (WIESMAIR, 2016; ADAM *et al.*, 2014; SICA, 2019). Apesar do bom desempenho do algoritmo RF em classificar imagens de satélite, poucos estudos utilizando este classificador em imagens com alta resolução espacial, como a do satélite Planet, foram realizados na vegetação de Caatinga do estado de Sergipe.

#### 1.1 Objetivos

#### 1.1.1 Objetivo geral

 Mapear os remanescentes florestais do Bioma Caatinga presente no semiárido de Sergipe com imagens de satélite de alta resolução espacial e com o classificador supervisionado *Random Forest*.

#### 1.1.2 Objetivos específicos

- Avaliar a qualidade das imagens de alta resolução espacial Planet para realizar o mapeamento dos remanescentes florestais de Caatinga no estado de Sergipe.
- Avaliar a acurácia do processo de classificação supervisionada Random Forest em mapear os remanescentes florestais de Caatinga no estado de Sergipe.

## 2 REVISÃO DE LITERATURA

#### 2.1 Classificação de imagens

Para CERQUEIRA e ALVES (2010), a classificação de imagens tem como objetivo determinação de um mapeamento que relacione as propriedades extraídas de amostras com um conjunto de rótulos (classes). Ainda segundo os autores, os algoritmos que estabelecem o mapeamento entre as propriedades das amostras e o conjunto de rótulos são denotados algoritmos de classificação ou classificadores.

O processo de classificação de imagens pode ser de forma visual, baseada pixel a pixel ou baseada em objetos. O método visual é realizado com base em objetos ou segmentos da imagem. A classificação pixel a pixel é automatizada, em que algoritmos computacionais, especializados, classificam ao nível de detalhamento de pixel (DEFINIENS, 2003). Já para a classificação baseada em objetos, são calculadas métricas relacionadas às características do objeto e arquivadas em bancos de dados. Neste último os objetos de imagem, não classificados, conhecem os seus vizinhos e contêm diversas informações adicionais, tais como textura, forma, relações com, sobre, ou sub-objetos e diversas outras (ANDERSEN *et al.*, 2005).

Neste contexto, vale ressaltar que as bandas situadas na região visível do espectro eletromagnético estão relacionadas à atividade fotossintética, as bandas do infravermelho próximo com a estrutura do dossel, e as bandas do infravermelho médio com o conteúdo de água na folha.

#### 2.2 Classificador *Random Forest* (RF)

O algoritmo de RF é considerado um classificador estatístico de grande eficácia e com uma ampla gama de classificação (CUTLER *et al.*, 2007). No campo do SR o RF é um grande aliado devido à sua eficiência na classificação de imagens de sensores orbitais (GISLANSON *et al.*, 2005). No geral o processo reúne um conjunto de métodos, que usa demasiadas "árvores de decisão". Essas árvores são independentes e distribuídas de forma semelhante por vetores aleatórios segundo um padrão de entrada para produção de uma classificação o mais exata possível (BREIMAN, 1984).

O RF é um método bastante utilizado para classificação e regressão, pois consegue lidar com dados com poucas observações e muitas variáveis, com dados que têm interações complexas, e até com os que têm correlações elevadas entre variáveis preditoras. Cada árvore no RF sugere um voto para a classe que julga ser a correta, para um determinado padrão de entrada, sendo que a classificação final é determinada pelo maior número de votos reunidos pelas árvores alocadas a cada classe (GISLASON *et al.*, 2005). A aplicação na classificação de dados orbitais é indicada, pois inclui métricas que destacam a importância de variáveis, e a similaridade entre pontos, que podem ser agrupados, em diferentes níveis,

classificando a imagem por inteiro, atribuindo valores quando inexistentes, produzindo um resultado gráfico (CUTLER *et al.*, 2007).

Para CASSIO *et al.*, (2016), o *Random Forest* possui características que se destacam entre outras técnicas, estas são: algoritmo mais poderoso do que comparado somente a uma árvore de decisão; possui boa taxa de acerto quando testado em diferentes conjuntos de dados; técnica exata; menos sensíveis a ruídos; classificação aleatória das árvores sem intervenção humana. Observando a Figura 3 é possível reparar que partindo de um conjunto de dados (X) várias árvores de decisões foram geradas. Nestas serão geradas várias regras para cada uma e nelas, a possibilidade de descoberta de novos padrões pode ser decisiva na tomada de decisão adequada. A partir destas árvores é possível calcular qual delas contém a regra mais exata para resolução de um determinado problema.



Figura 1. *Esquema de árvores de decisões que se desenrolam internamente no algoritmo de RF.* Fonte: CASSIO et al. (2016).

Ainda sobre a Figura 3, é possível verificar que partindo de um elemento X, foram geradas várias árvores de decisão, neste ponto cada uma possui várias regras e nelas a possibilidade de descoberta de novos padrões que poderão ser decisivos na tomada de decisão correta. Com a árvore criada, o próximo passo é calcular qual delas contém as regras mais exatas para a resolução do problema. Com a escolha realizada é aplicado na base de dados as mesmas e assim culmina num resultado Y.

#### 2.22.3 Land use and land cover (LULC)

O conhecimento de mudanças no uso e na cobertura da terra (LULC) é de grande importância para uma série de questões no estudo das mudanças globais. Os estudos dessas alterações na superfície da terra têm implicações relevantes para a implementação de um desenvolvimento de práticas sustentáveis. Também contribui para a análise de mudanças nos ciclos biogeoquímicos da terra, que tem relação direta com os efeitos climáticos (TURNER et. al., 1995).

Para se definir um sistema em que se possa classificar o uso e cobertura do solo, bem como a realização de estudos de ecossistemas terrestres, permanece um desafio para o sensoriamento remoto (YANG, 2017). Existe uma diferença entre o uso e a cobertura do solo, o uso do solo está ligado às interações humanas com as superfícies do mesmo, enquanto a cobertura do solo se refere às características da superfície da Terra (MARTINEZ, 2012).

Atualmente a plataforma do MapBiomas (https://mapbiomas.org/) possui um sistema de classificação hierárquico com uma combinação de classes LULC compatível com os sistemas de classificação da Organização para Agricultura e Alimentação (FAO) (MACDICKEN, 2015) e IBGE (IBGE, 2013).

Para AUNE-LUNDBERG (2014), o uso e cobertura do solo consiste nas relações características fundamentais do sistema terrestre intimamente conectado com as atividades humanas e o ambiente físico. Estas informações de LULC são de fundamental importância para ecossistemas protegidos. A identificação e caracterização dos principais atributos desses recursos permitem aos gestores que monitorem a dinâmica da paisagem em grandes áreas, incluindo aquelas onde o acesso é difícil ou perigoso, e também facilita a extrapolação de medições de solo caras para monitoramento e gestão (LAMINE, 2018). O mapeamento LULC usando imagens de satélite ou aerotransportadas permite a detecção de mudanças de curto ou longo prazo e o monitoramento de tais hábitos vulneráveis (SZANTOI, 2015).

**2.32.4** Visão geral do *Google Earth Engine* (GEE)

O Google Earth Engine (GEE) (https://earthengine.google.com/) consiste em um catálogo de dados pronto para análise de vários petabytes com um serviço de computação intrinsecamente paralelo de alto desempenho. O seu acesso é controlado por meio de uma interface de programação de aplicativos (API) acessível pela Internet e um ambiente de desenvolvimento interativo (IDE) baseado na web associado que permite a prototipagem rápida e a visualização dos resultados (Figura 4). A linguagem utilizada na IDE é o JavaScript. (GORELICK, 2017).



Figura 2. *Visão geral da plataforma do GEE.* Fonte: Autor (2021).

O catálogo da plataforma abriga um grande conjunto de dados geoespaciais publicamente disponíveis, incluindo observações de uma variedade de sistemas de imagens aéreas e de satélite em comprimentos de onda ópticos e não ópticos. Também encontramos dados de variáveis ambientais, previsões meteorológicas e climáticas, cobertura da terra, topografia e dados socioeconômicos (MUTANGA, 2019).

## 2.5 A missão Norway's International Climate & Forests Initiative (NICFI) e dados Planet

A NICFI em associação com a *Kongsberg Satellite Services* (KSAT) e seus parceiros *Airbus* e *Planet*, recentemente disponibilizaram ao público imagens de alta resolução (4,77m) (POORTINGA *et al.*, 2021). Essa iniciativa tem como objetivo primordial o apoio ao monitoramento em combate a degradação das florestas tropicais, o que contribui para a prevenção das mudanças climáticas (NICFI, 2020).

Os dados das imagens *Planet* compõem uma coleção que possibilita a análise, por meio de plataforma de acesso aberto da NICFI, com mapas base mensais sobre regiões tropicais. As imagens Planet são multiespectrais disponibilizadas em 4 bandas cobrindo as bandas Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho Próximo, com resolução espacial de 4,7 m (AWUAH e APLIN, 2021).

# 2.6 Mapeamento dos remanescentes de florestas ambiental no Estado de Sergipe

O último mapeamento oficial de florestas no Estado de Sergipe ocorreu no ano de 2014 (Figura 5 e Tabela 1) e foi realizado pela Secretaria de Estado de Meio Ambiente e Recursos Hídricos (SEMARH) em parceria com o Serviço Florestal Brasileiro (SFB). A metodologia desse estudo se deu pela coleta de dados em campo ocorreu em 177 conglomerados, onde parcelas foram distribuídas de forma sistemática sobre todo o território do estado. A coleta de dados em campo foi realizada por técnicos da empresa Flora Nativa por meio de inventário tradicional (IFN, 2017).

Nesse mapeamento a área de cobertura florestal presente foi de aproximadamente 286 mil hectares, o que corresponde a cerca de 13% do território do estado. Ainda segundo o relatório, os biomas presentes no estado são Caatinga e Mata Atlântica (MMA, 2018). A Figura 5 mostra a distribuição em 2014 das florestas pelo território de Sergipe. Os territórios administrativos do Alto Sertão Sergipano e Grande Aracaju ganham destaques por terem as maiores proporções de área cobertas por florestas (Tabela 1).

Ainda sobre o relatório, dos 13% de remanescentes florestais em Sergipe, 29% representaram a Savana Estépica (Caatinga) no estado.



Figura 3. *Distribuição de florestas pelo território sergipano.* Fonte: Relatório IFN Sergipe, MMA (2014).

Territórios administrativos	Área total (ha)	Área de floresta (ha)	Proporção de floresta
Alto do Sertão Sergipano	492.068,60	87.772,83	18%
Grande Aracaju	218.735,40	37.110,52	17%
Centro Sul Sergipano	352.089,90	45.104,42	13%
Sul Sergipano	313.099,80	37.543,33	12%
Agreste Central Sergipano	312.321,10	35.046,09	11%
Leste Sergipano	151.866,40	15.551,20	10%
Médio Sertão Sergipano	158.244,60	12.905,74	8%
Baixo São Francisco Sergipano	194.609,00	14.686,39	8%
Sergipe	2.193.034,80	285.720,52	13%

Tabela 1. Áreas de florestas por territórios administrativos do Estado de Sergipe.

Fonte: Relatório IFN Sergipe, MMA (2014) (ADAPTADO).

Ainda segundo o relatório do IFN, em 2014, das 177 unidades amostrais usadas para levantamento dos dados, a maior parte das evidências de antropismo observadas refere-se a sinais de presença de animais domésticos de grande porte (68%). A segunda ocorrência mais frequente foram os sinais de incêndios (18%), seguida pela presença de sinais de exploração madeireira.

Do remanescente florestal no Estado Sergipe, 90% são fragmentos com área inferior a 50 hectares, mostrando assim um elevado grau de degradação das florestas (SERGIPE, 2014). A maior parte da área ocupada por florestas em Sergipe compreende áreas de contato entre diferentes tipologias vegetais, principalmente entre Savana Estépica (Caatinga) e Floresta Estacional (Mata Atlântica) (MMA, 2017).

Resultados de estudos mostraram que a agricultura (terras cultivadas) foi o principal impulsionador das mudanças na paisagem da região semiárida sergipana,

que aumentou 14% de 1992 a 2017, um aumento líquido de 1.494,45 km<sup>2</sup> (FERNANDES *et al.*, 2020). Ainda em seu estudo os autores mostraram que se houvesse restauração das áreas de preservação permanente, elas poderiam contribuir para aumentar o sequestro de carbono em até 481.900 Mg CO<sup>2</sup> até 2030.

Em outro estudo envolvendo a análise temporal do uso e da cobertura da terra na região semiárida de Sergipe, resultados apontam um aumento no desmatamento da vegetação nativa na região. Estes apontam que a vegetação da Caatinga foi a mais impactada, onde a grande maioria desta foi convertida em áreas de pastagens (FERNANDES *et al.*, 2015). O estudo dela, usou imagens dos satélites Landsat 5 e 8, nos anos de 1992, 2003 e 2013, onde passaram pelo algoritmo da máxima verossimilhança. Isso permitiu a classificação em seis classes de uso e cobertura da terra.

#### 3 METODOLOGIA

#### 3.1 Área de Estudo

O trabalho foi realizado na região do Bioma Caatinga do Estado de Sergipe, com uma área aproximada de 10.117,12 km<sup>2</sup> (Figura 6), localizada entre as coordenadas aproximadas de 9°31'11" S e 11°18'36"S, e 36° 39'10"W e 38°13'13"W. A altitude varia entre 25 e 750 metros (IBGE, 2008), fazendo fronteira com os Estados da Bahia (Sul e Oeste) e de Alagoas (Norte). Se enquadra no semiárido sergipano cerca de 30 municípios, e seis 6 bacias hidrográficas.

O clima na região é Semiárido do tipo "BSh" segundo a classificação de Köppen, com baixa incidência pluviométrica que varia entre 250 e 900 mm ano<sup>1</sup> (ALVES, 2007). Apresenta duas estações distintas durante o ano: a estação chuvosa ou inverno, que dura de 3 a 5 meses (março a julho) e apresenta chuvas irregulares e de pouca duração; e a estação seca ou verão, que pode durar de 7 a 9 meses (agosto a fevereiro), com precipitação reduzida (MAIA, 2004). As temperaturas médias anuais são relativamente elevadas, entre 26 °C a 29 °C aproximadamente (ALVES, 2007).

A vegetação da caatinga é composta por plantas xerófilas, ou seja, adaptadas à região semiárida. Na maioria das vezes perdem suas folhas no período seco (espécies caducifólias) e se recuperam no período de chuva.



Figura 4. Mapa de localização do estado de Sergipe e sua região coberta pelo Bioma da Caatinga. Fonte: Autor (2021).

#### 3.2 Imagens de alta resolução

Foram utilizadas imagens de alta resolução espacial da coleção *Planet* (américas) disponibilizadas pela NICFI do ano de 2021 (Figura 7). Foram selecionadas as bandas espectrais da região do Vermelho-R (590 - 670 nm), Verde-G (500 - 590 nm), Azul-B (455 - 515 nm) e do Infravermelho próximo-NIR (780 - 860 nm). As imagens são previamente processadas no nível 3A, sendo ortorretificadas e corrigidas radiometricamente (reflectância de superfície), com resolução espacial de 4,77 m em 16 bits (Planet, 2017). Todas as imagens estão projetadas sobre o sistema de coordenadas geográficas, Datum WGS 84. Essas imagens disponibilizadas no GEE são composições mensais em que são selecionados os melhores pixels das imagens diárias coletadas pelos satélites que compõem o programa Planet.



Figura 5. Composição RGB de imagens do satélite Planet (coleção américas); Imagem do NDVI estimado pelas bandas R-NIR da imagem Planet. (ambas imagens são para a região semiárida de Sergipe)

Fonte: Autor (2021). Foram selecionadas três imagens compreendidas entre os meses de junho a agosto de 2021, intervalo do ano com baixa intensidade de nuvens e posterior ao período chuvoso na região (março a julho). Uma composição (R-G-B-NIR) foi obtida pela mediana das três imagens selecionadas. Ou seja, a reflectância de superfície dos pixels de cada uma das bandas espectrais foi estimada pela mediana dos valores observados nos respectivos pixels das três imagens selecionadas. Além das quatro bandas espectrais, também foi estimado o índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI) (ROUSE *et al.*, 1973) (Figura 7) a partir da composição R-G-B criada. Ao final, foi construída uma composição contendo todas as bandas espectrais com valor mediano de reflectância e o NDVI (R-G-B-NIR-NDVI).

Todo processamento dos dados de SR foi realizado em nuvem utilizando a plataforma GEE. O fluxograma apresentado na Figura 8 mostra toda sequência

utilizada na construção da coleção utilizada no mapeamento dos remanescentes de floresta.



Figura 6. Fluxograma das etapas de preparação das imagens para coleta de amostras de floresta. Fonte: Autor (2021).

O código confeccionado para a execução do trabalho está explicitado no Anexo A. Lembrando que a linguagem utilizada foi a JavaScript na interface web do GEE.

#### 3.3 Seleção de amostra e preparação dos dados

O mapeamento dos remanescentes de floresta foi realizado por um método de classificação supervisionado, também na plataforma GEE. Foram definidas apenas duas classes de uso para o mapeamento: (1) Floresta e (2) não Floresta. Todos os usos diferentes (água, área urbana, pastagem, solo exposto, agricultura, dentre outros) da vegetação do Bioma Caatinga foram considerados como não florestas.

Foram coletadas 2000 (1000 amostras para floresta e 1000 para não floresta) amostras pontuais de treinamento para cada uma das classes. As amostras foram obtidas automaticamente considerando a área de polígonos delimitados via tela do computador a partir da composição R-G-B (Figura 9). Os polígonos retangulares foram distribuídos ao longo de toda área de estudo, e dentro de cada um, amostras pontuais foram distribuídas aleatoriamente usando a função de amostragem randômica, no GEE, conforme (Figura 9). Na definição dos polígonos, foram utilizadas como elementos de interpretação visual das imagens, a tonalidade das bandas, formas e texturas.



Figura 7. Representação dos retângulos e das amostras de treinamento distribuídas aleatoriamente para as classes de florestas e não floresta. Retângulo verde: amostras de floresta; Retângulo branco: amostra de não floresta.

Fonte: Autor (2021).

#### 3.4 Classificação supervisionada

Foi utilizado o processo de classificação supervisionado de *machine learning, Random Forest*, implementado no GEE. Foi utilizado um valor de 1000 árvores de decisão. O número de amostras de treinamento foi de 1400, o que corresponde a 70% do total das amostras. Foram utilizadas as bandas espectrais do vermelho, verde, azul e do infravermelho próximo e os valores de NDVI da composição final R-G-B-NIR-NDVI na classificação.

A validação da classificação foi estimada pela matriz de erro (CONGALTON, 1991; OLOFSSON *et al.*, 2014, FINEGOLD *et al.*, 2016). A validação foi estimada pelo valor de Acurácia global (AG) (OLOFSSON *et al.*, 2014) e índice *kappa* (LANDIS E KOCH, 1977).

### 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste estudo foram mapeados aproximadamente 231.950,15 ha de remanescentes florestais do bioma Caatinga no estado de Sergipe, representando aproximadamente 19,1% da região semiárida (Figura 10). A Tabela 2 mostra que foram encontrados 247284 fragmentos florestais, sendo que 37156 destes são menores que 50 ha evidenciando o alto grau de degradação deste bioma.



Figura 8. Resultados da classificação para o estado de Sergipe. Fonte: Autor (2021).

Área (ha)	Mínimo	Máximo	Média	Mediana	N. fragmentos
0.5-50	0,52	49,97	2,76	1,06	37156
50-500	50,00	499,69	126,57	88,42	482
>500	511,54	13580,01	2293,93	917,39	51
Total	0,52	13580,01	7,45	1,14	247284

Tabela 2. Análise descritiva da variável área (ha) para os remanescentes florestais da região semiárida de Sergipe.

Fonte: Autor (2021).

O resultado de desempenho dos modelos, submetidos à uma matriz de confusão mostram um bom desempenho do algoritmo, onde se obteve porcentagens de acurácia e precisão de 99,9% e 80,3% respectivamente.

Na Figura 10, podemos notar a grande distribuição de fragmentos de caatinga isolados por toda extensão da região semiárida, indicando susceptibilidade às ações de degradação, podendo deste modo resultar em grande perda de biodiversidade. Resultado semelhante ao encontrado por Fernandes *et al.*, (2015). A conectividade entre os fragmentos é de fundamental importância para garantir a manutenção da biodiversidade. A aplicação de corredores ecológicos reduz a fragmentação mantendo ou restaurando a conectividade da paisagem e facilitando o fluxo genético entre as populações.



Figura 11. Comparativo para o bioma da Caatinga no ano de 2021 entre os resultados do MapBiomas e da classificação feita no GEE. Fonte: Autor (2021).

Dos 30 municípios que se enquadram no semiárido sergipano, Gararu e Tobias Barreto são os que mais apresentam áreas de seus territórios ocupadas com remanescente de Caatinga, valores de aproximadamente 249,993 e 314,573 km², respectivamente, o que equivale a 38,05% e 30,70%. O município de Poço Redondo possui 15,58%% de seu território ocupado por vegetação nativa de caatinga e se localiza no alto sertão sergipano. Este mesmo município, juntamente com Canindé de São Francisco apresenta uma extensa área de unidade de conservação estadual (Grota do Angico), criada através do decreto 24.922 de 21 de dezembro de 2007, às margens do Rio São Francisco (SEMARH, 2016).

Os três municípios citados acima estão totalmente inseridos na bacia hidrográfica do Rio São Francisco e representam aproximadamente 64,8% desta importante bacia para o estado de Sergipe. A retirada da vegetação nessa região pode provocar forte influência no comportamento hidrológico, podendo deste modo ameaçar a integridade do importante rio São Francisco. Silva et al. (2013), em estudo desenvolvido na Unidade de Conservação Estadual Monumento Natural Grota do

Angico, conseguiu constatar cortes de árvores nativas e o desmatamento para exploração de madeira. Ainda segundo o autor, apesar da área ser protegida por lei, ainda está suscetível a ameaças e necessita de monitoramento e do desenvolvimento de estratégias para minimizar os problemas apontados. Em trabalho realizado por Gouveia et al., (2010), utilizando ferramentas SIGs, tornou-se possível avaliar se a criação das Unidades de Conservação criadas na Caatinga estavam inseridas nas áreas definidas como prioritárias. Os resultados demonstraram que das oito unidades de conservação criadas demonstraram que das oito unidades de conservação criadas se inseriam totalmente ou parcialmente em áreas apontadas como prioritárias, sendo que o Monumento Natural Grota do Angico apresentou parcialmente inserida.

Os resultados obtidos neste trabalho mostraram que os remanescentes florestais para a região semiárida de Sergipe, em 2021, foram de 231.950, 15 ha (19,1%). Já os resultados do MapBiomas, que utilizam imagens Landsat com resolução de 30 m, mostraram que a área de remanescentes, em 2020, era de 233.983 ha (19,27%) (Figura 11).

## 5 CONCLUSÃO

Os resultados mostraram que as imagens Planet, da iniciativa Norway's International Climate & Forests Initiative, possuem grande potencial para a utilização mapeamento da região semiárida do estado de Sergipe. O RF mostrou ser um classificador eficaz no trabalho, além de ser de fácil manuseio dentro da plataforma do GEE. A região semiárida sergipana possui pequena parte de seu território ocupado por vegetação nativa de caatinga, os municípios de Canindé de São Francisco e Tobias Barreto são os que apresentam grande percentual do bioma caatinga. Também é possível notar a grande distribuição de fragmentos de caatinga isolados por toda extensão da região semiárida, indicando susceptibilidade às ações de degradação.

Também podemos perceber a grande importância do GEE como ferramenta, que possibilita a realização de tarefas que se realizadas em computadores usuais levariam dias. Outro ponto positivo a ressaltar no GEE é sua enorme coleção de imagens de diversas missões.

## 6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ADAM, Elhadi et al. Land-use/cover classification in a heterogeneous coastal landscape using RapidEye imagery: evaluating the performance of random forest and support vector machines classifiers. **International Journal of Remote Sensing**, v. 35, n. 10, p. 3440-3458, 2014.

ALVES, R. R. N. & Pereira-Filho, G. A. Commercialization and use of snakes in North and Northeastern Brazil: implications for conservation and management. **Biodiversity and Conservation**. 16 (4): 969-985, 2007.

ANDERSEN, T. et al. Analise orientada a objetos de dados de sensoriamento remoto para a obtenção de parâmetros aquáticos/terrestres. In: BLASCHEKE, T.; KUX, H. **Sensoriamento remoto e SIG avançados: novos sistemas sensores métodos inovadores**. São Paulo: Oficina de Textos, 2005. p. 286.

ARAÚJO DR, Silva PCM, Dias NS, Lira DLC. Estudo da área de preservação permanente do rio Mossoró no sítio urbano de Mossoró-RN por meio de técnicas de geoprocessamento. **Revista Caatinga** 2012; 25(2): 177-183.

AUNE-LUNDBERG, Linda; STRAND, Geir-Harald. Comparison of variance estimation methods for use with two-dimensional systematic sampling of land use/land cover data. **Environmental Modelling & Software**, v. 61, p. 87-97, 2014.

AVERY, T. E.; BERLIN, G. L. Fundamentals of remote sensing and airphoto interpretation. 5 th ed New Jersey: Prentice Hall, 1992.

AWUAH, Kwame T.; APLIN, Paul. Fusion of Sentinel-2 Data with High Resolution Open Access Planet Basemaps for Grazing Lawn Detection in Southern African Savannahs. In: **2021 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS**. IEEE, 2021. p. 1409-1412.

AYALA-IZURIETA, Johanna E. et al. Land cover classification in an ecuadorian mountain geosystem using a random forest classifier, spectral vegetation indices, and ancillary geographic data. **Geosciences**, v. 7, n. 2, p. 34, 2017.

BRASIL. IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Produção da Extração** Vegetal e da Silvicultura no estado de Sergipe, 2014.

BRASILEIRO, Serviço Florestal. Inventário Florestal Nacional. Sergipe: principais resultados. MMA: Brasília, p87, 2018.

BREIMAN, L., FRIEDMAN, J. H., OLSHEN, R. A., & STONE, C. J. Classification and Regression Trees. Wadsworth. 1984.

CARVALHO, T. B. et al. 2015. Uso e ocupação do solo na bacia hidrográfica do rio Jacaré, Sergipe. In: 2 CONGRESSO INTERNACIONAL (RESAG) GESTÃO DA ÁGUA E MONITORAMENTO AMBIENTAL, 2015, Aracaju. p. 47.

CASSIO et al. Estudo comparativo entre os algoritmos de mineração de dados random forest e j48 na tomada de decisão. v. 2, 2016.

CERQUEIRA, A. d. O. J. A. C.; ALVES. Classificação de imagens de alta resolução espacial para mapeamento do tipo de pavimento ubarno. **CIII Simpósio Brasileiro de Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação**, 2010.

Congalton, Russell G., A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data, **Remote Sensing of Environment**, Volume 37, Issue 1, 1991, Pages 35-46, ISSN 0034-4257.

COUTINHO, Leopoldo. Biomas brasileiros. Oficina de Textos, 2016.

CUNHA JEBL, Rufino IAA, Silva BB, ChavesIB. Dinâmica da cobertura vegetal para a Bacia de São João do Rio do Peixe, PB, utilizando-se sensoriamento remoto. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental** 2012; 16(5): 539-548.

CUTLER, R., EDWARDS, T. C., BEARD, K. H. CUTLER, A., HESS, K. T., GIBSON, J., LAWLER, J. J. Random Forests For Classification in ecology. **Ecology** 88 (11), 2783-2792. 2007.

DAVIDSON, Eric A. et al. The Amazon basin in transition. **Nature**, v. 481, n. 7381, p. 321-328, 2012.

DEFINIENS (2003). bDefiniens Imaging, eCognition.Q Web page. Available at <u>http://www.definiens-imaging.com</u>. Acesso em 26 de agosto de 2021.

DIAS, G.G.; Moreira, G.R.P.; Ferreira, B.G. & Isaias, R.M.S. 2013. Why do the galls induced by Calophya duvauae Scott on Schinus polygamus (Cav.) Cabrera (Anacardiaceae) change colors? **Biochemical Systematics and Ecology** 48: 111–122.

FEITOSA, Sônia Maria Ribeiro et al. Consequências da urbanização na vegetação e na temperatura da superfície de Teresina–Piaui. **Revista da Sociedade Brasileira de Arborização Urbana**, v. 6, n. 2, p. 58-75, 2010.

FERNANDES, Márcia Rodrigues de Moura et al. Mudanças do uso e de cobertura da terra na região semiárida de Sergipe. **Floresta e Ambiente**, v. 22, p. 472-482, 2015.

FERNANDES, Milton Marques et al. Assessment of land use and land cover changes and valuation of carbon stocks in the Sergipe semiarid region, Brazil: 1992–2030. **Land use policy**, v. 99, p. 104795, 2020.

FERREIRA, Laerte Guimarães; FERREIRA, Nilson Clementino; FERREIRA, Manuel Eduardo. Sensoriamento remoto da vegetação: evolução e estado-da-arte. Acta Scientiarum. Biological Sciences, v. 30, n. 4, p. 379-390, 2008.

Finegold, Y et al. 2016. "Map Accuracy Assessment and Area Estimation: A **Practical Guide.**" Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations.

GISLASON, P. O., BENEDIKTSSON, J.A, SVEINSSON. Random Forest for Land Cover Classification. **Pattern Recognition Letters** 27, 294-300. 2005.

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

GUIMARÃES, C. C. B.; VALLADARES, G. S.; MARTINS, C. M.; SAYÃO, V. M. Landscape structure in the upper course of the banabuiú river, state of Ceará, Brazil. **Revista Ra'e Ga**, v.36, n.1, p.121-151, 2016.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, (2006). **Manual Técnico de Uso da Terra** (2ª ed.). Rio de Janeiro: IBGE.

IBGE. Manual Técnico de Uso da Terra ; IBGE: Rio de Janeiro, Brasil, 2013; ISBN 9788524043079.

IFN - Instituto Florestal Nacional: Sergipe: principais resultados / Serviço Florestal Brasileiro - Brasília, DF: MMA, 2017.

IFN - Instituto Florestal Nacional: Sergipe: principais resultados / Serviço Florestal Brasileiro - Brasília, DF: MMA, 2017.

INPE - INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS, 2010. Atlas dos remanescentes florestais da Mata Atlântica periodo, v. 2010, 2008.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento Remoto do Ambiente**: uma perspectiva em recursos terrestres. Tradução José Carlos Neves Epiphanio [et al.]. – São José dos Campos, SP: Parêntese, 2009.

LAMINE, Salim et al. Quantifying land use/land cover spatio-temporal landscape pattern dynamics from Hyperion using SVMs classifier and FRAGSTATS®. **Geocarto international**, v. 33, n. 8, p. 862-878, 2018.

MACDICKEN, Kenneth G. Global forest resources assessment 2015: what, why and how?. Forest Ecology and Management, v. 352, p. 3-8, 2015.

MAIA, G. N. **Caatinga**: árvores e arbustos e suas utilidades. 1. ed. São Paulo: D&Z Computação Gráfica e Editora, 2004. 413 p.

MARTÍNEZ, Susana; MOLLICONE, Danilo. From land cover to land use: A methodology to assess land use from remote sensing data. **Remote Sensing**, v. 4, n. 4, p. 1024-1045, 2012.

MENESES, P. R. Fundamentos de radiometria óptica espectral. In: Meneses, P. R.; MADEIRA NETTO. J. S. Sensoriamento Remoto: reflectância dos alvos naturais. Brasília: UnB; Planaltina: **Embrapa Cerrados**, 2001.

MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto. UnB, Brasília, 2012.

MINISTÉRIO DO MEIO AMBIENTE. **Plano Nacional de Adaptação à Mudança do Clima**. vol 2: estratégias setoriais e temáticas. Brasília: MMA. 2016.

MUTANGA, Onisimo; KUMAR, Lalit. Google earth engine applications. 2019.

NOVO, E. M. L. **Sensoriamento Remoto: Princípios e Aplicações**. 4. ed. São Paulo: Edgard Blücher Ltda, 2010.

OLOFSSON, P.; Foody, G.M.; Herold, M.; Stehman, S.V.; Woodcock, C.E.; Wulder, M.A. Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. **Remote Sens. Environ.** 2014, 148, 42–57.

PLANET TEAM (2017). Planet Application Program Interface: In Space for Life on Earth. San Francisco, CA. <u>https://api.planet.com</u>.

POORTINGA, Ate et al. Mapping sugarcane in Thailand using transfer learning, a lightweight convolutional neural network, NICFI high resolution satellite imagery and Google Earth Engine. **ISPRS Open Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 1, p. 100003, 2021.

PROJETO MAPBIOMAS – Coleção 6 da Série Anual de Mapas de Cobertura e Uso de Solo do Brasil, acessado em setembro de 2021 através do link: <u>https://mapbiomas.org/</u>

SEMARH - Secretária Estadual de Meio Ambiente e Recursos Hídricos. Disponível em: <u>http://www.semarh.se.gov.br/</u>. Acesso em 30 de Ago. de 2021.

SERGIPE. Diagnóstico florestal de Sergipe. 1. ed. Aracajú: **Secretaria de Estado do Meio Ambiente e dos Recursos Hídricos**; 2014.

SICA, Francescopaolo et al. Repeat-pass SAR interferometry for land cover classification: A methodology using Sentinel-1 Short-Time-Series. **Remote Sensing of Environment**, v. 232, p. 111277, 2019.

SILVA APN, Moura GBA, Giongo PR, Silva A. Dinâmica espaço-temporal da vegetação no semiárido de Pernambuco. **Revista Caatinga 2009**; 22(4): 195-205.

SILVA EA, Ferreira RLC, Silva JAA, Sá IB, Duarte SMA. Dinâmica do uso e cobertura da terra do município de Floresta - PE. **Floresta** 2013; 43(4): 611-620.

SILVA RMP, Lima JR, Mendonça IFC. Alteração da cobertura vegetal na Sub-Bacia do Rio Espinharas de 2000 a 2010. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental** 2014; 18(2): 202-209.

SILVA VA, Moreau MS, Moreau AMSS, Rego NAC. Uso da terra e perda de solo na Bacia Hidrográfica do Rio Colônia, Bahia. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental** 2011; 15(3): 310-315.

SOUZA, Carlos 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.

SZANTOI, Zoltan et al. Classifying spatially heterogeneous wetland communities using machine learning algorithms and spectral and textural features. **Environmental monitoring and assessment**, v. 187, n. 5, p. 1-15, 2015.

Turner, B. L., Skole, D., Sanderson, S., Fischer, G., Fresco, L., & Leemans, R. Land-Use and Land-Cover Change: **science/research plan**, 1995.

VANZELA, L. S.; HERNANDEZ, F. B.; FRANCO, R. A. M. Influência do uso e ocupação do solo nos recursos hídricos do Córrego Três Barras, Marinópolis. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 14, n. 1, p. 55-64, 2010.

WIESMAIR, Martin et al. Estimating vegetation cover from high-resolution satellite data to assess grassland degradation in the Georgian Caucasus. **Mountain Research and Development**, v. 36, n. 1, p. 56-65, 2016.

WULDER, Michael A. et al. Opening the archive: How free data has enabled the science and monitoring promise of Landsat. **Remote Sensing of Environment**, v. 122, p. 2-10, 2012.

YANG, Hui et al. The standardization and harmonization of land cover classification systems towards harmonized datasets: a review. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, v. 6, n. 5, p. 154, 2017.

#### ANEXO A

Código confeccionado para a classificação da áreas dos remanescentes de Caatinga para este trabalho:

```
//imagem planet para o ano de 2021
1. var planet 2021 = ee.ImageCollection("projects/planet-
   nicfi/assets/basemaps/americas")
                              .filterDate('2021-01-01', '2021-12-31')
2.
3.
                              .map(function(image){
4.
                                var ndvi = image.normalizedDifference(['N',
    'R']).rename('NDVI')
5.
                              return image.clip(AOI).addBands(ndvi)})
6.
                              .mean();
7.
8.
9. var vis = {"bands":["R","G","B"],"min":64,"max":5454,"gamma":1.9};
10. print(planet_2021)
11.
12. Map.addLayer(planet_2021, vis, '2021 mosaico')
13.
14.
15.
16. //-----
                                                                     -//
17. //-----Processo de classificação com o Random Forest-----//
18. //-----//
19.
20. //Criando amostras
21. var amostrasFloresta = planet_2021.sampleRegions({
22. collection: floresta,
23. scale: 10,
24. geometries: true
25. }).randomColumn('rand').limit(1000, 'rand', false);
26.
27. var amostrasOutros = planet 2021.sampleRegions({
28.
     collection: outros,
29. scale: 10,
30. geometries: true
31. }).randomColumn('rand').limit(1000, 'rand', false);
32.
33. // Juntando as amostras em uma única feature
34. var mergeAmostras = amostrasFloresta
35.
          .merge(amostrasOutros);
36.
37. mergeAmostras = mergeAmostras.randomColumn('random');
38.
39. //Layers das amostras
40. print('Amotras', mergeAmostras);
41. Map.addLayer(mergeAmostras,{}, 'Amostras', false);
42.
43.
44. //Classificação de Imagens Supervisionada
45. var datasetTreinamento = mergeAmostras.filter(ee.Filter.lt('random',0.7));
46. var datasetTeste = mergeAmostras.filter(ee.Filter.gte('random',0.7));
47.
48. var bands = planet_2021.bandNames();
49.
50. var classificador =
   ee.Classifier.smileRandomForest(1000).train(datasetTreinamento, 'classe', bands);
51.
52. var PlanetClassificada = planet_2021.classify(classificador);
53.
54. //Layer Classificação
```

```
55. Map.addLayer(PlanetClassificada, {palette:['#228B22', '#F8F8FFF'], min:0,
   max:1}, 'Classificação 2017')
56. Map.setOptions('HYBRID')
57.
58.
59. //Gráfico de área
61. var nomes = ['Floresta', 'Outros'];
62. var renomeado = PlanetClassificada.eq([0,1]).rename(nomes);
63. print('classes', renomeado);
64.
65. var area = renomeado.multiply(ee.Image.pixelArea()).divide(10000); //para converter
   para hectares (ha);
66.
67. var area_por_classe = area.reduceRegion({
68. reducer: ee.Reducer.sum(), //quero somar a área total
69. geometry: AOI,
70.
     scale:10000,
71. crs:'EPSG: 4326',
72.
     maxPixels:1e9
73. });
74.
75. var area_total = ee.Number(area_por_classe);
76. print('area total por classe', area_total);
77.
78. /*Criando listas array*/
79. var a = ee.Array(area_por_classe.get('Floresta'));
80. var b = ee.Array(area_por_classe.get('Outros'));
81.
82. var Areas = ee.Array.cat([a, b], 0);
83.
84. var lista = ee.List([a, b]);
85. var Nomes = ee.List(nomes);
86.
87. var grafico_area = ui.Chart.array.values(lista,0, Nomes)
88. .setChartType('PieChart')
89. .setOptions(
90. {width: 250,
91. height: 350,
92. title: 'Area por classe (km<sup>2</sup>)',
    hAxis: {title: 'Classes'},
93.
94. vAxis: {title: 'Area Km<sup>2</sup>'},
95. is3D: true,
96. colors: ['#228B22', '#F8F8FF']
97. })
98. print(grafico area)
```