

Avaliação do uso e cobertura do solo no município de Marataízes-ES com emprego de ortoimagens KOMPSAT 3/3A

RESUMO

O Sensoriamento Remoto (SR) e os Sistemas de Informação Geográficas (SIGs) vêm sendo aplicados em análises sobre o uso e cobertura do solo em diferentes áreas de interesse, melhorando a gestão e o monitoramento sobre os recursos naturais e sobre a ampliação da atividade humana. As técnicas de classificação de imagens permitem diagnosticar o uso de recursos naturais sobre a superfície terrestre em grandes áreas, com notável economia de tempo e recursos orçamentários de órgãos públicos ou entidades privadas. Dentre os algoritmos de classificação existentes, foram utilizados neste estudo o de Mínima Distância (MD), de Mapeamento por Ângulo Espectral (SAM) e de Máxima Verossimilhança (MAXVER), com a finalidade de caracterizar a variabilidade espacial e mapear sete diferentes classes de uso e cobertura do solo no Município de Marataízes, Espírito Santo. Para tanto, empregou-se imagens de altíssima resolução espacial obtidas pelo satélite KOMPSAT 3/3A, nos anos de 2019 e 2020. Verificou-se que, apesar das poucas bandas espectrais disponíveis nas imagens KOMPSAT 3/3A, no total de quatro (bandas do vermelho, verde, azul e infravermelho próximo), foi possível realizar a classificação e obter uma aceitável distinção entre as classes. Destacou-se neste estudo o algoritmo de classificação MAXVER, que obteve um alto valor de índice Kappa e exatidão global. Por sua vez, o classificador SAM alcançou o pior desempenho para a distinção de classes de uso e cobertura do solo. Ainda assim, verificou-se que, independentemente do algoritmo classificador utilizado, as imagens KOMPSAT 3/3A foram capazes de fornecer os dados necessários para a coleta de informações sobre o uso e cobertura do solo da área de estudo, podendo servir como insumos úteis para trabalhos futuros correlatos.

PALAVRAS-CHAVE: Uso e cobertura do solo. Classificação supervisionada. KOMPSAT 3/3A. Marataízes/ES.

Renan Fabres Dalmonech

renandalmonech@ufpr.br
orcid.org/0000-0002-4289-9873
Universidade Federal do Paraná (UFPR),
Curitiba, Paraná, Brasil.

Tiago Prudencio Silvano

prudencio.tiago@eb.mil.br
orcid.org/0000-0002-3287-5907
3º Centro de Geoinformação (3º CGEO),
Olinda, Pernambuco, Brasil.

Joel Borges dos Passos

joel.passos@ufpe.br
orcid.org/0000-0001-9191-1691
Universidade Federal de Pernambuco
(UFPE), Recife, Pernambuco, Brasil.

Thiago Kerr Padilha

thiagokerr@ufpr.br
orcid.org/0009-0003-8630-8291
Universidade Federal do Paraná (UFPR),
Curitiba, Paraná, Brasil.

Thiago Arruda Silva

thiago.arrudas@ufpe.br
orcid.org/0009-0004-3582-7304
Universidade Federal de Pernambuco
(UFPE), Recife, Pernambuco, Brasil.

INTRODUÇÃO

Imagens de satélite de altíssima resolução espacial são capazes de fornecer informações sem observação direta do alvo imageado. O Satélite Multipropósito da Coreia do Sul (*Korea Multi-Purpose Satellite* – KOMPSAT) foi desenvolvido para observação e posterior análise do Sistema Terra (RAMAYANTI *et al.*, 2022). KOMPSAT é um sistema de satélites de propósitos diversos desenvolvido pelo Instituto de Pesquisa Aeroespacial da Coreia do Sul (KARI). Desse sistema, os últimos a serem lançados foram os satélites KOMPSAT-3 e KOMPSAT 3A (25 de maio de 2015). Este último possui dois sensores remotos imageadores, sendo um pancromático com tamanho de *pixel* no terreno de 0,55x0,55 m e outro multiespectral com 2,2x2,2 m, capaz de captar energia em quatro diferentes comprimentos de onda – azul (0,45-0,52 μm), verde (0,52-0,6 μm), vermelho (0,63-0,69 μm) e infravermelho próximo (0,76-0,9 μm), possuindo uma alta taxa de revisita, podendo imagear uma mesma área em período inferior a dois dias (NUR *et al.*, 2020).

O autor Yang (2018) fez um estudo em que forneceu uma visão geral dos sensores de satélite de altíssima resolução disponíveis comercialmente, com exemplos de aplicação capazes de ilustrar como esses satélites têm sido usados para identificação e mapeamento do uso e cobertura do solo. Nesse contexto, o Sensoriamento Remoto (SR), Processamento Digital de Imagens (PDI) e Sistemas de Informação Geográficas (SIGs) desempenham um papel crucial na identificação das mudanças territoriais e monitoramento das evoluções ambientais, o que inclui a utilização do solo ao longo dos anos. A adoção dessas tecnologias se tornou importante em estudos que abrangem aspectos socioambientais ou que necessitem de tomada de decisões relacionadas ao planejamento, ordenamento territorial e formulação de políticas públicas direcionadas à gestão de recursos humanos e naturais (SOUZA *et al.*, 2019).

Para a análise do uso e cobertura do solo, pode-se utilizar diferentes classificadores supervisionados: o classificador de Máxima Verossimilhança (MAXVER) baseia-se nas estatísticas de cada classe em cada banda e calcula a probabilidade de um *pixel* pertencer a uma dessas classes, rotulando-o à classe a qual tenha a maior probabilidade de pertencer; o classificador de Mínima Distância (MD) calcula a distância euclidiana de cada *pixel* na imagem ao vetor médio obtido por meio do conjunto de treinamento para cada classe; e o algoritmo de Mapeamento por Ângulo Espectral (SAM) realiza a classificação por meio da comparação do nível de semelhança espectral entre dois vetores, sendo um representativo de determinada classe e outro do *pixel* a ser classificado, com uso de medida angular (NOVO, 2008).

O objetivo do presente estudo foi analisar o uso e cobertura do solo no Município de Maratáizes/ES, ano base 2020, com uso de insumos do satélite KOMPSAT 3/3A, e emprego de três diferentes classificadores supervisionados – MAXVER, MD e SAM.

ESTUDOS REALIZADOS COM ORTOIMAGENS KOMPSAT 3/3A

Entre os autores que realizaram estudos com as ortomagens KOMPSAT 3/3A, destacam-se:

- a) Nur *et al.* (2020), que realizaram o imageamento e análise de área atingida por incêndio na Coreia do Sul. Geraram-se, a partir de insumos KOMPSAT, mapas de regiões atingidas para prover às autoridades os dados necessários ao planejamento e ações de evacuação e controle do fogo;
- b) Shin *et al.* (2019), que fizeram uso de imagens KOMPSAT 3/3A para análise de áreas de queimadas em zona costeira da Coreia do Sul;
- c) Lee *et al.* (2020), que conduziram um estudo com uso de imagens KOMPSAT 3A, e realizaram experimentos com o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (*Normalized Difference Vegetation Index – NDVI*) e dados de reflectância de Topo do Dossel (*Top of Canopy – TOC*) para análise e interpretação da arborização urbana e vegetação;
- d) Oh e Han (2020), que utilizaram os dados estéreos fornecidos por imagens KOMPSAT 3/3A para execução de um mapeamento topográfico tridimensional preciso;
- e) Kim e Park (2023), que realizaram um estudo com tecnologia de SR e Inteligência Artificial (IA) para detecção de detritos costeiros. Esse estudo utilizou imagens KOMPSAT 3A com fusão de bandas espectrais (resolução espacial de 55 cm) e correção atmosférica pelo modelo COST; e
- f) Ramayanti *et al.* (2022), que realizaram uma classificação do uso e cobertura do solo em imagens KOMPSAT-2, KOMPSAT 3/3A e Sentinel 2B. Foram classificadas seis classes – água, estrada, vegetação, construção, solo exposto e sombra, com avaliação da acurácia da classificação realizada por meio da análise da matriz de confusão. Os resultados obtidos mostraram que a classificação com emprego de imagens KOMPSAT 3/3A apresentaram maior acurácia do que com a utilização de imagens KOMPSAT-2 e Sentinel 2B.

No Brasil, ainda há poucos trabalhos publicados que utilizaram os insumos do satélite KOMPSAT 3/3A. Entre eles, destacam-se os autores:

- a) Jerônimo *et al.* (2023), que realizaram um estudo com o objetivo de mapear áreas de plantação de café no entorno do Pico dos Pontões, Município de Mimoso do Sul/ES. O mapeamento foi realizado por meio de fotointerpretação visual de ortoimagens KOMPSAT 3/3A;
- b) Milagre *et al.* (2021), que executaram uma análise ambiental para preservação de recursos hídricos em área rural na região norte do Espírito Santo;
- c) Marchioro e Ollero (2023), que avaliaram a qualidade hidrogeomorfológica do curso principal do Rio Duas Bocas, localizado na Grande Vitória/ES, para o ano de 2019; e
- d) Lobo (2022), que utilizou as ortoimagens KOMPSAT 3/3A como insumos para a confecção de mapas de uso e cobertura do solo.

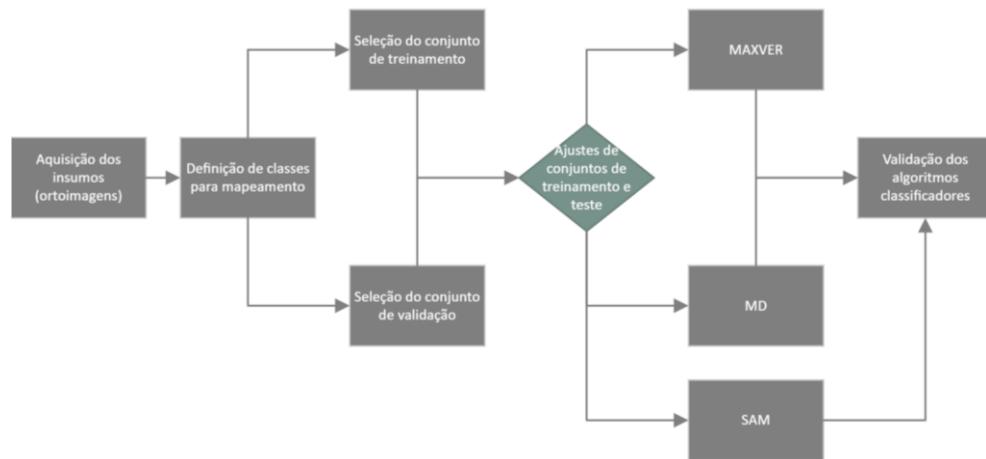
MATERIAL E MÉTODOS

O fluxo de trabalho geral adotado para a realização deste estudo pode ser observado na Figura 1. Primeiramente, as imagens KOMPSAT 3/3A da área de

estudo foram obtidas pelo Sistema Integrado de Bases Geoespaciais do Estado do Espírito Santo (Geobases). Em seguida, realizou-se uma análise visual da área de estudo, para definir as classes que seriam passíveis de extração para compor os conjuntos amostrais (treinamento e teste) do processo de classificação de todo o Município de Marataízes/ES.

Os conjuntos de treinamento foram usados para treinar os algoritmos classificadores MAXVER, MD e SAM, que foram aplicados sobre toda a área de estudo. Posteriormente, foi realizada a validação de cada classificação gerada por meio do conjunto de amostras de teste, que permitiu o cálculo do índice Kappa, exatidão global, acurácia do produtor e acurácia do usuário extraídos da matriz de confusão. Por fim, foi realizada uma análise comparativa entre o desempenho dos classificadores.

Figura 1 – Fluxo de trabalho geral empregado para classificação de uso e cobertura do solo no Município de Marataízes/ES



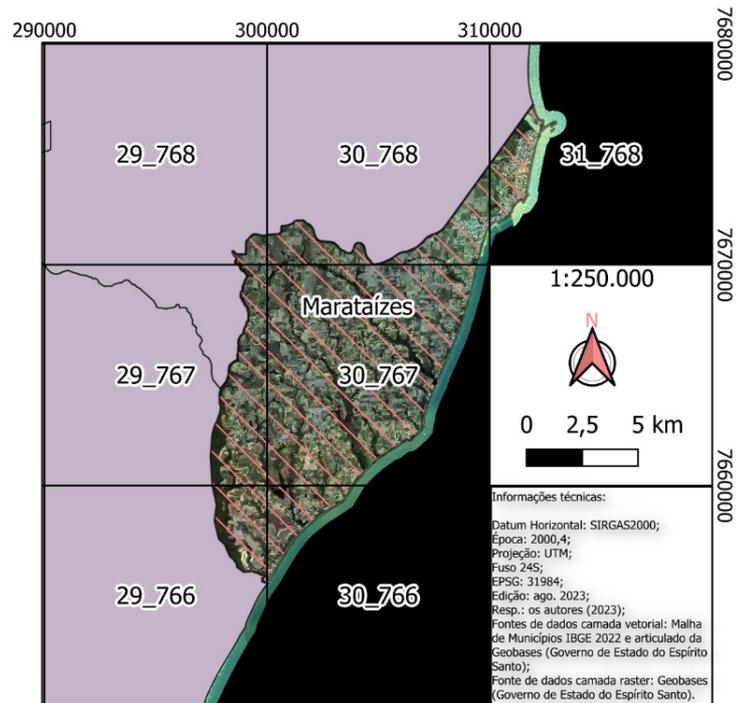
Fonte: Autoria própria (2024).

MATERIAIS UTILIZADOS

Para a realização da classificação supervisionada, foi utilizado o QGIS 3.28.6, integrado ao Complemento de Classificação Semiautomática (*Semi-Automatic Classification Plugin – SCP*), versão 7.10.11. Os insumos foram obtidos por meio do portal Geobases <<https://geobases.s3.es.gov.br/minio/public/>>, com blocos de imagens de numeração 29-768, 30-768, 31-768, 29-767, 30-767, 29-766 e 30-766 (Figura 2). Essas imagens fazem parte de uma importante ação governamental por parte do Estado do Espírito Santo, em que foram adquiridas imagens KOMPSAT 3/3A, por um custo de R\$ 470.000,00. Essas imagens abrangem todo o território do estado, referentes a junho de 2019 e julho de 2020, com emprego de quatro bandas espectrais (RGB-NIR) e uma banda pancromática de 0,5 m de resolução espacial. A resolução radiométrica das imagens é de 8 bits (IJSN, 2021).

Os formatos das imagens KOMPSAT 3/3A disponibilizadas são ECW, JPEG 2000 e GeoTIFF. Os dois primeiros passaram por processo de compactação, o que gera uma vantagem em termos de tamanho de arquivo, contudo pode levar a perdas de informações em relação ao formato GeoTIFF. Neste estudo foram utilizadas as imagens em formato GeoTIFF, processadas, ortorretificadas e com correção atmosférica e geométrica.

Figura 2 – Articulado de ortoimagens confeccionado no QGIS, cobrindo toda a área de estudo



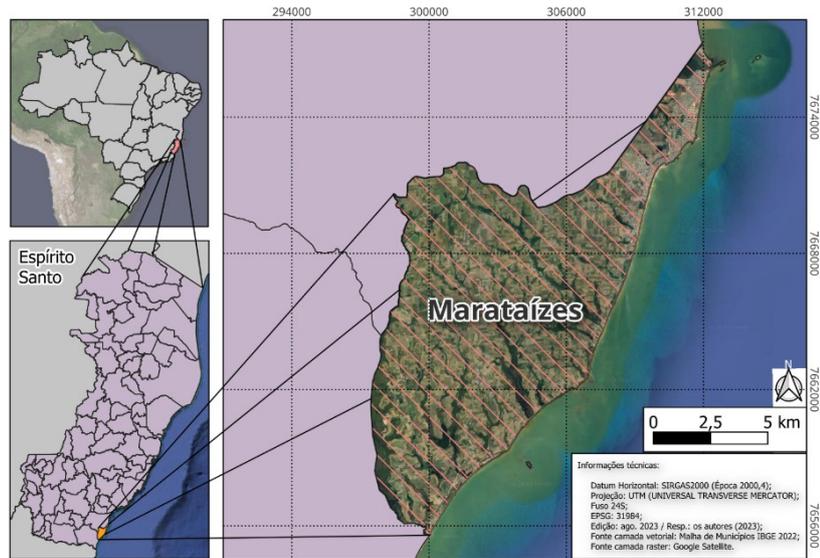
Fonte: Autoria própria (2024).

ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo abrange o Município de Marataízes, Estado do Espírito Santo (Figura 3). Conforme último censo realizado por IBGE (2023), esse município possui atualmente uma população de 46.198 habitantes, estando situado no sul do estado, próximo à divisa com o Estado do Rio de Janeiro, na região de coordenadas 21º 02' 37" S e 40º 49' 28" O. Marataízes/ES vem sofrendo com as transformações no uso e cobertura do solo nas últimas décadas, com aumento das áreas de cultivos, em detrimento das áreas naturais, como florestas nativas de Mata Atlântica, devido principalmente à facilidade de utilização da terra nessa região, dado o relevo aplainado, disponibilidade de água em abundância, clima favorável durante grande parte do ano e solos propícios a certos tipos de plantios (ALBANE *et al.*, 2008).

Como características comerciais desse município, destaca-se sua localização vantajosa para a venda e transporte de produtos agrícolas e manufaturados, devido à proximidade com grandes centros consumidores (Grande Vitória e Rio de Janeiro) e acesso às rodovias BR-101 e ES-060, que cortam o referido município. Atualmente, grande parte de sua economia está baseada na produção e venda de pescados e abacaxi *in natura*.

Figura 3 – Área de estudo: Município de Marataízes/ES. Mapa confeccionado no QGIS



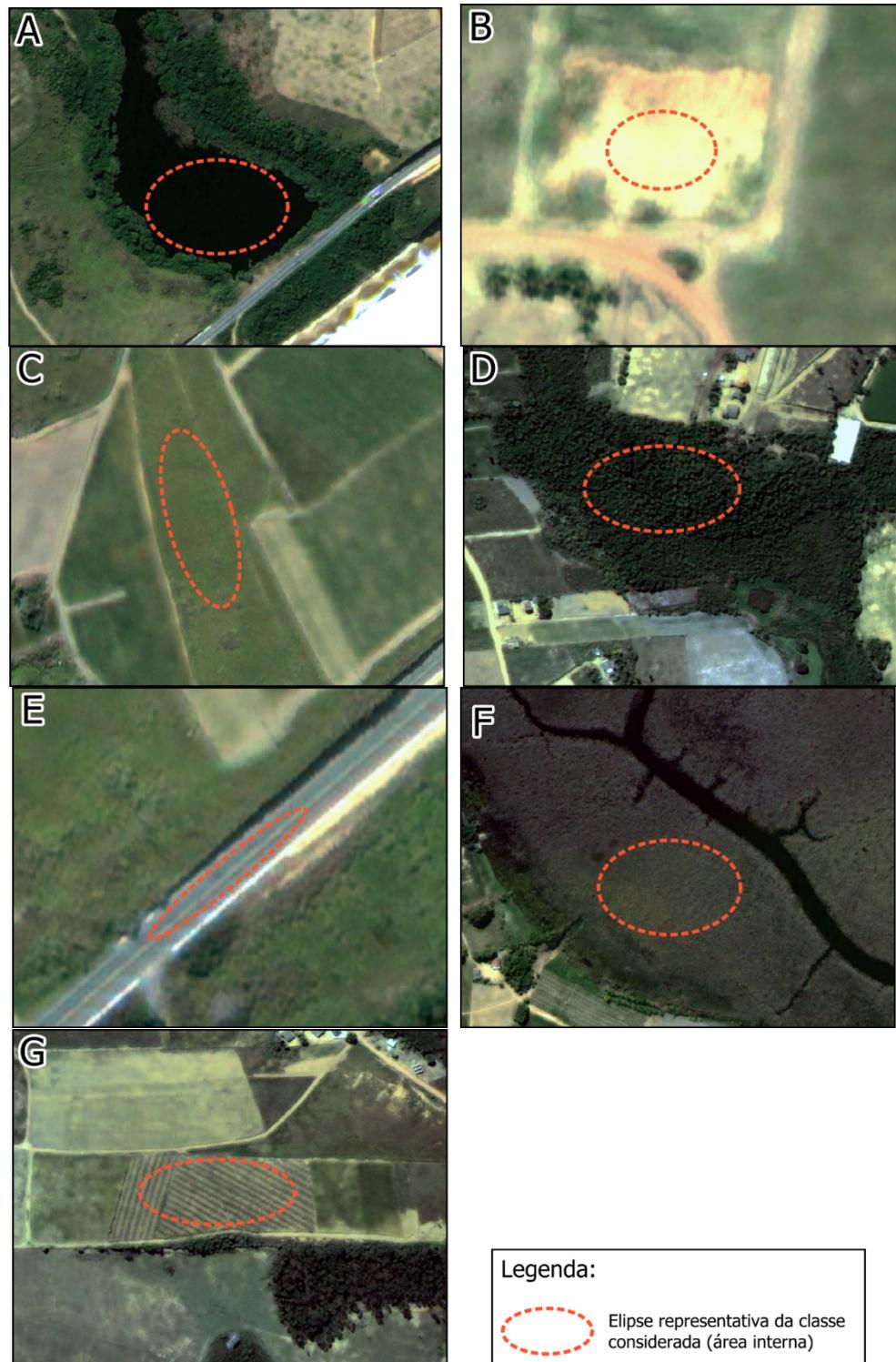
Fonte: Autoria própria (2024).

CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA

Para a realização da classificação supervisionada, primeiramente foi executada a análise visual para definição das classes de interesse que seriam passíveis de aquisição nas imagens KOMPSAT 3/3A. Assim, definiu-se que seriam extraídas o total de sete classes de uso e cobertura do solo (Figura 4):

- a) curso/corpo d'água – corpos hídricos de uma forma geral (rios, lagos e lagoas), além dos poços construídos artificialmente para uso em criação de peixes e hidratação de animais de corte (pecuária);
- b) solo exposto – solo descoberto de vegetação, de modo a ser visível diretamente nas imagens orbitais;
- c) vegetação rasteira/pasto – gramíneas e pequenas plantas rasteiras, normalmente presentes em terrenos baldios, campos limpos e pastos;
- d) floresta – áreas cobertas por árvores de médio e grande porte, normalmente remanescentes de Mata Atlântica;
- e) arruamento pavimentado – ruas, avenidas e rodovias que possuem camada superficial de asfalto ou cimento asfáltico;
- f) solo úmido – regiões de mistura de solo exposto e vegetação de pequeno porte, em área úmida devido à proximidade de corpos hídricos ou por receberem água de fontes artificiais (irrigação); e
- g) área de cultivo – área destinada ao uso do solo por agentes humanos para produção de gêneros alimentícios diversos (agricultura).

Figura 4 – Extratos das classes obtidas das ortoimagens KOMPSAT 3/3A: curso/corpo d'água (A), solo exposto (B), vegetação rasteira/pasto (C), floresta (D), arruamento pavimentado (E), solo úmido (F) e área de cultivo (G)

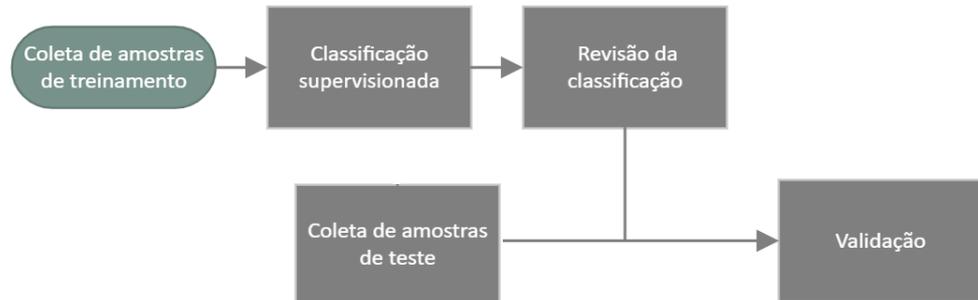


Fonte: Autoria própria (2024).

Após a definição de classes, seguiu-se o fluxo de trabalho para a classificação supervisionada descrito na Figura 5. A quantidade total de conjuntos amostrais coletados para treinamento dos algoritmos classificadores foi igual a 210, sendo 30 conjuntos amostrais (polígonos coletados nas imagens) para cada uma das

sete classes. Com o uso desses conjuntos amostrais, foram aplicados os algoritmos de classificação supervisionada MAXVER, MD e SAM. Como resultado, foram obtidos os mapeamentos preliminares de cada um dos algoritmos classificadores, os quais foram submetidos a um processo de revisão da classificação, por meio de análise visual para verificação preliminar qualitativa do desempenho dos classificadores. Por fim, foi realizada a validação, para verificação da acurácia dos mapas de uso e cobertura do solo gerados.

Figura 5 – Fluxo de trabalho adotado para a execução da classificação supervisionada



Fonte: Autoria própria (2024).

Validação da classificação

Para a validação das classificações de uso e cobertura do solo, foram utilizados um total de 12.340.059 pontos amostrais (*pixels*). Essas amostras foram coletadas por amostragem aleatória, distribuídas por toda a área de estudo, por meio de polígonos representativos das classes. A partir do conjunto de amostras de validação, gerou-se a matriz de confusão das classificações, que foram dispostas no Quadro 1 (MD), Quadro 2 (SAM) e Quadro 3 (MAXVER). Nas colunas foram dispostas as classes verdade de campo e nas linhas as classes preditas pelo classificador.

Quadro 1 – Matriz de confusão do classificador MD

Classe	Curso/corpo d' água	Solo exposto	Vegetação rasteira/pasto	Floresta	Arruamento pavimentado	Solo úmido	Área de cultivo
Curso/corpo d' água	1473441	0	42	286635	0	39465	66
Solo exposto	0	145491	21528	0	1011	147	404967
Vegetação rasteira/pasto	3	105	1160421	105609	0	193353	492
Floresta	0	0	36786	1765452	0	1587	0
Arruamento pavimentado	0	6387	0	0	39426	9	59115
Solo úmido	456	3534	45093	79329	3	2014662	4299
Área de cultivo	0	336729	177864	18	9840	54462	3872232
Total	1473900	492246	1441734	2237043	50280	2303685	4341171

Fonte: Autoria própria (2024).

Quadro 2 – Matriz de confusão do classificador SAM

Classe	Curso/corpo d' água	Solo exposto	Vegetação rasteira/pasto	Floresta	Arruamento pavimentado	Solo úmido	Área de cultivo
Curso/corpo d' água	1447113	93	21	7455	3480	68829	321
Solo exposto	51	149325	131697	8475	159	675810	119631
Vegetação rasteira/pasto	3	654	1238853	330126	15	222009	1242
Floresta	0	0	69576	1881183	0	270	0
Arruamento pavimentado	26325	24	15	1032	39948	37365	75507
Solo úmido	345	309282	1476	6609	1017	1057137	1038240
Área de cultivo	63	32868	96	2163	5661	242265	3106230
Total	1473900	492246	1441734	2237043	50280	2303685	4341171

Fonte: Autoria própria (2024).

Quadro 3 – Matriz de confusão do classificador MAXVER

Classe	Curso/corpo d' água	Solo exposto	Vegetação rasteira/pasto	Floresta	Arruamento pavimentado	Solo úmido	Área de cultivo
Curso/corpo d' água	1473831	0	6	13266	0	31191	111
Solo exposto	0	430872	32985	0	1275	609	353331
Vegetação rasteira/pasto	12	0	1277847	58293	456	57960	11127
Floresta	18	0	42060	2159955	0	27708	36
Arruamento pavimentado	0	9	0	0	45000	0	87717
Solo úmido	39	183	84768	5529	0	2176626	885
Área de cultivo	0	61182	4068	0	3549	9591	3887964
Total	1473900	492246	1441734	2237043	50280	2303685	4341171

Fonte: Autoria própria (2024).

Com os dados das matrizes de confusão, foram determinados a exatidão global, a acurácia do produtor, a acurácia do usuário e o índice Kappa para cada um dos algoritmos classificadores. Ressalta-se que o índice Kappa (K) é uma das principais estatísticas derivada da matriz de confusão, retratando o grau de concordância, confiabilidade e precisão da classificação. Seu valor varia no intervalo de 0 a 1, e quanto mais próximo de 1, melhor o resultado obtido pelo classificador. Para fins de padrão de comparação das classificações geradas, verificou-se o desempenho dos classificadores por meio dos índices Kappa obtidos e o que dispõe o autor Fonseca (2000) sobre a relação desempenho versus índice Kappa, conforme apresentado na Tabela 1.

Tabela 1 – Área calculada para cada uma das classes, por classificador

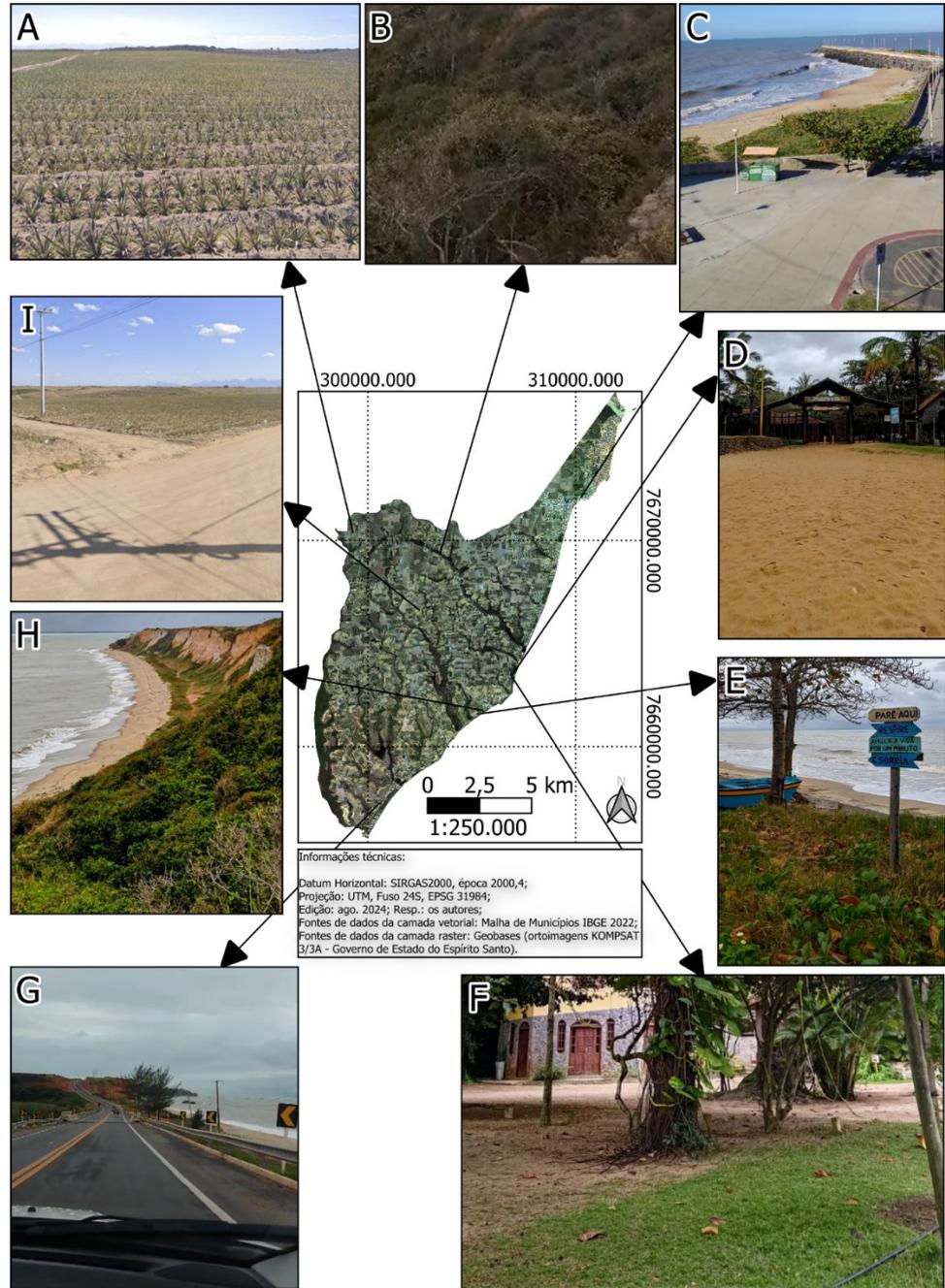
Índice Kappa (K)	Desempenho do classificador
Menor que 0	Péssimo
$0 < \kappa \leq 0,2$	Ruim
$0,2 < \kappa \leq 0,4$	Razoável
$0,4 < \kappa \leq 0,6$	Bom
$0,6 < \kappa \leq 0,8$	Muito bom
$0,8 < \kappa \leq 1$	Excelente

Fonte: Adaptado de Fonseca (2000).

Para a validação foi realizado levantamento de campo nos dias 27 e 28 de julho de 2024, a fim de dirimir incertezas na avaliação das classes extraídas. Assim, foram verificadas, durante a visita *in loco* a Marataízes/ES, regiões representativas das classes estudadas, bem como foi possível esclarecer dúvidas a respeito de algumas regiões de alta mistura espectral entre classes. Esse levantamento baseou-se na coleta de informações e registros fotográficos.

Como se pode observar na Figura 6, do levantamento de campo verificou-se que as plantações de abacaxi (A) apresentam certa similaridade espectral com espécies vegetais que crescem próximo ao nível do solo (vegetação rasteira) e também com o solo exposto, durante a fase de crescimento da cultura, por serem plantadas em linha e não cobrirem totalmente o solo da área de plantação. As áreas de floresta (B e H) apresentam árvores de média e grande estatura, destacando-se das feições ao seu entorno. Na fotografia (C) pode-se observar áreas com pavimento de concreto, sendo esse classificado na classe arruamentos pavimentados, bem como foram classificados nessa classe os pavimentos asfálticos (G). Áreas de areia (D) foram classificadas em solo exposto, pela resposta espectral que produzem, próximas à terra presente em áreas interioranas de Marataízes/ES. Em (E), pode-se perceber áreas de restinga, que foram classificadas como vegetação rasteira, por pouco se distinguirem de vegetações gramíneas em imagens de satélite, dada a resposta espectral que produzem e a resolução espacial do satélite KOMPSAT 3/3A. Na fotografia (F) observa-se uma área de grama (classificada como vegetação rasteira), e outra ao fundo de solo exposto. Por fim, em (I), observa-se uma plantação de abacaxi (metade superior da fotografia) e arruamentos de terra batida (metade inferior da fotografia). Esse tipo de arruamento é feito pela compressão do próprio solo da região, apresentando características espectrais de solo exposto e, portanto, sendo classificado nesta classe no presente estudo.

Figura 6 – Registros fotográficos obtidos em levantamento de campo (jul. 2024)

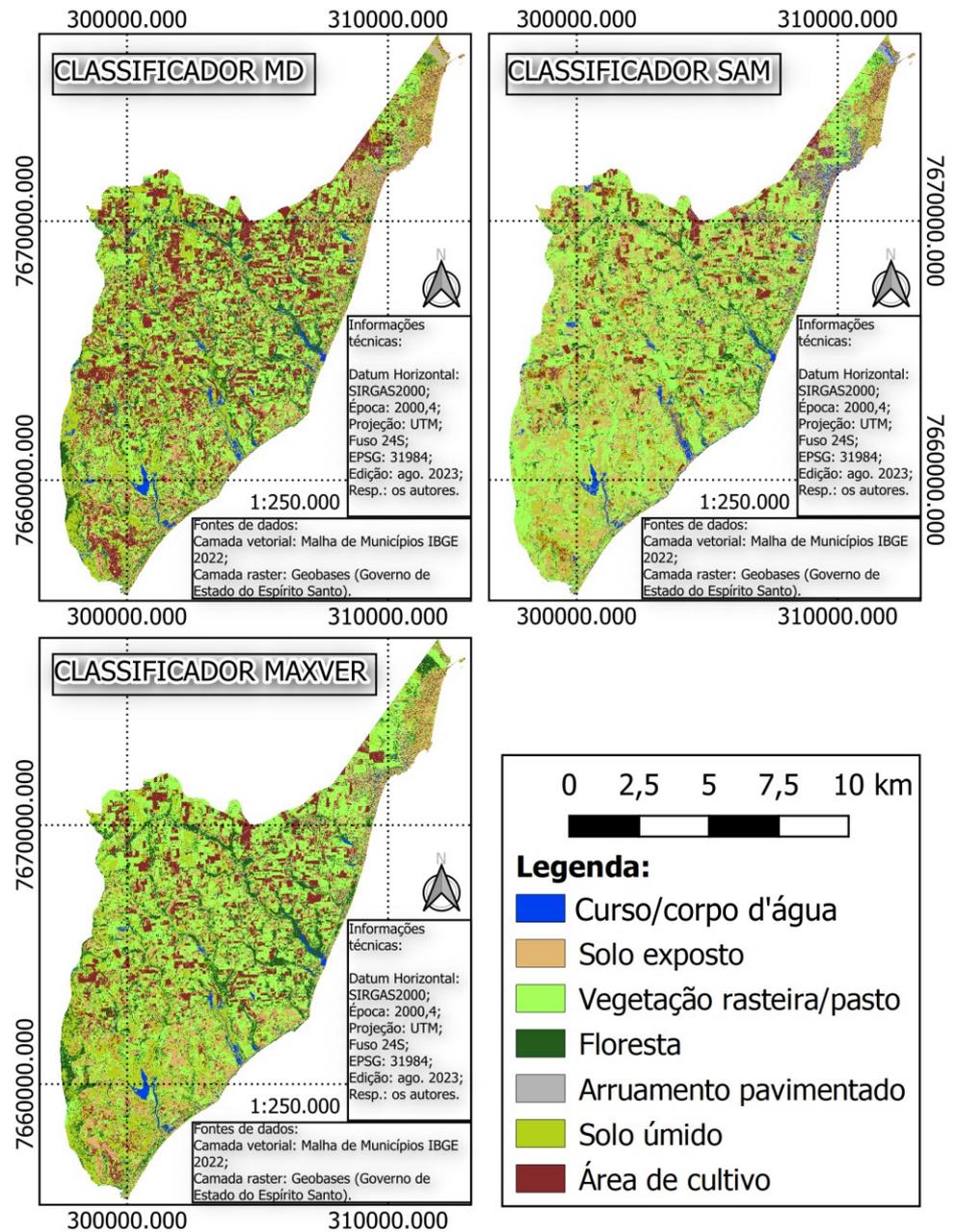


Fonte: Autoria própria (2024).

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os mapas de uso e cobertura do solo obtidos de cada um dos classificadores MAXVER, MD e SAM podem ser observados na Figura 7.

Figura 7 – Mapas de uso e cobertura do solo gerados pelos classificadores MD, MAXVER e SAM. Plataforma de produção: QGIS



Por meio das classificações realizadas, foi possível calcular as áreas ocupadas para cada uma das classes (Tabela 2). Para fins de comparação com essas classes, conforme IBGE (2022), o Município de Marataízes/ES apresenta uma área de aproximadamente 130 km². Da análise dos resultados alcançados com uso dos algoritmos classificadores, mais da metade dessa área está ocupada por atividades ligadas à produção de gêneros alimentícios, de origem vegetal e animal, o que pode ser observado da soma das áreas das classes de vegetação rasteira/pasto e área de cultivo (MD: 84,71 km²; SAM: 73,73 km²; MAXVER: 78,03 km²). Os arruamentos pavimentados representam uma pequena parcela da área total de Marataízes (MD: 0,81 km²; SAM: 1,33 km²; MAXVER: 0,59 km²), em especial por ser um município em sua maior extensão ainda rural. A maior parte

dos arruamentos são constituídos de terra compactada e foram classificados na classe solo exposto. Quando se analisa a área de floresta, classe que antes do início da colonização das terras de Marataízes/ES era a de maior representatividade, hoje representa menos de 15% da área total do município (MD: 12,52 km²; SAM: 11,07 km²; MAXVER: 17,74 km²).

Tabela 2 – Área calculada por classificador para cada uma das classes extraídas

Classe	Área (km ²) - MD	Área (km ²) - SAM	Área (km ²) - MAXVER
Curso/corpo d'água	3,97	2,98	2,38
Solo exposto	13,19	26,97	15,40
Vegetação rasteira/pasto	49,33	59,87	56,18
Floresta	12,52	11,07	17,74
Arruamento pavimentado	0,81	1,33	0,59
Solo úmido	15,06	14,18	16,11
Área de cultivo	35,38	13,86	21,85

Fonte: Autoria própria (2024).

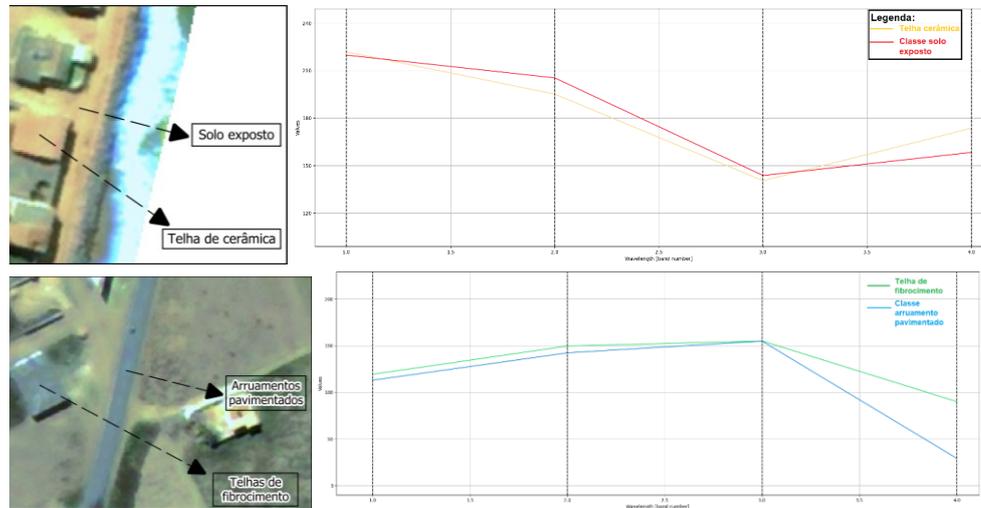
ANÁLISE DOS RESULTADOS

Como limitações do método adotado, pode-se elencar, primeiramente, a escolha por não mapear as edificações e casas, representadas nas imagens KOMPSAT 3/3A por suas coberturas de telhas, sendo a maioria das edificações de Marataízes/ES construídas com material de fibrocimento ou de cerâmica. As telhas de fibrocimento possuem respostas espectrais próximas a da classe arruamentos pavimentados e as telhas de cerâmica possuem respostas espectrais próximas a da classe solo exposto, por serem confeccionadas, em sua maior composição, de barro ou argila, componente similar ao do solo exposto na região.

A Figura 8 permite observar as semelhanças entre as respostas espectrais e tons dessas classes e feições. Uma possível solução para esse problema, que fugiu ao escopo deste estudo, é utilizar a Análise de Imagem Baseada em Objetos Geográficos (*Geographic Object-Based Image Analysis – GEOBIA*). O GEOBIA surge como uma alternativa ao método convencional de classificação baseada em *pixels*, que se encontra sujeito a restrições em imagens de alta resolução espacial (BLASCHKE, 2010).

Outra maneira de contornar os problemas relacionados à mistura espectral de alvos é a realização de vetorização manual da área urbana após a aplicação da classificação disposta neste estudo. Esse procedimento pode ser observado em estudos como o de França *et al.* (2018). Outra solução para a classificação em áreas urbanas, com diferenciação de classes para materiais que tenham assinaturas espectrais próximas, é a aplicação de técnicas de classificação com uso de Aprendizado de Máquina e algoritmos classificadores mais robustos, como o de Floresta Aleatória (*Random Forest – RF*) ou de Máquina de Vetores de Suporte (*Support Vector Machine – SVM*). Essa abordagem não se fez presente neste estudo, mas suas funcionalidades e limitações são abordadas no estudo de Sheykhmousa *et al.* (2020).

Figura 8 – Telhas de cerâmica e de fibrocimento. Semelhanças, respectivamente, com as classes solo exposto e arruamentos pavimentados



Fonte: Autoria própria (2024).

Nas imagens KOMPSAT 3/3A, observa-se áreas de sombra geradas por edificações, árvores, relevo e demais objetos acima do nível do solo. Essas áreas de sombra se devem principalmente a posição do sensor e do Sol em relação a pontos específicos na superfície da Terra, no momento da tomada da imagem. Também, a geometria de projeção central, e não ortogonal, ainda que seja atenuada em imagens satelitais, devido à distância da superfície terrestre em relação ao equipamento imageador, ainda assim é capaz de causar efeitos que podem ser observados nessas imagens (Figura 9).

Figura 9 – Áreas de sombras geradas por feições acima do nível do solo, posição do Sol e pela geometria de projeção central do sistema imageador



Fonte: Autoria própria (2024).

Um aspecto observado que deve ser levado em conta ao se trabalhar com áreas de municipalidades é a maior extensão territorial da área de estudo, o que pode inviabilizar os processamentos, caso se disponha de um computador de baixa capacidade de processamento. No presente estudo, com a utilização um computador com processador intel i7 de 12ª geração, 32 GB de RAM e placa de vídeo dedicada GeForce 3070Ti de 8 GB, conseguiu-se realizar as classificações com diferentes algoritmos para todo o Município de Marataízes/ES em tempos de processamento dispostos na Tabela 3.

Tabela 3 – Tempo de processamento gasto com cada um dos classificadores

Algoritmo	Quantidade de classes	Tempo processamento
MD	sete	33min 30s
SAM		38min 29s
MAXVER		39min 50s

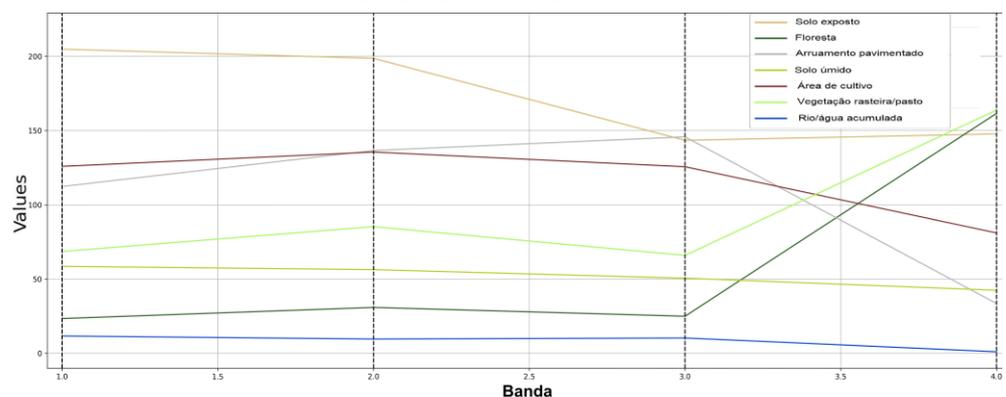
Fonte: Autoria própria (2024).

Como se pode observar na Tabela 3, os algoritmos MD, SAM e MAXVER tiveram tempos de processamento próximos, ficando todos abaixo de 40 minutos para o processamento e classificação, sendo que, no quesito economia de tempo, pode-se dizer que o classificador MD obteve o melhor resultado, tendo levado 33min 30s. O MAXVER, como já se fazia esperado dado a maior complexidade do algoritmo, levou 39min e 50s para realizar o processamento, porém apenas 6min 20s maior que o MD e 1min 11s a mais que o SAM. Importante destacar que para o ganho de eficiência computacional, todas as amostras de treinamento foram unidas em um só conjunto (operação *merge* do complemento SCP). Os testes realizados preliminarmente com os conjuntos amostrais separados mostraram-se ineficientes, com tempos de processamento de todos os algoritmos superando 9 horas, não sendo observados ganhos de acurácia e precisão em relação ao processamento realizado com os conjuntos amostrais unidos em apenas um conjunto por classe.

A principal dificuldade encontrada neste estudo para a classificação supervisionada com imagens KOMPSAT 3/3A foi a disponibilidade de apenas quatro bandas espectrais (RGB-NIR). Quando comparado a satélites como o Landsat 8 (11 bandas, sendo nove do sensor OLI e duas do sensor infravermelho termal), a pequena quantidade de bandas espectrais disponíveis no KOMPSAT 3/3A pode gerar maior confusão espectral entre as classes.

Os erros de classificação observados ocorreram em função dos limiares da classificação adotados pelos algoritmos classificadores e para cada uma das classes. Quando os atributos espectrais das classes apresentam uma faixa de valores e limiares muito próximos, gera-se confusão entre qual classe deveria cada um dos *pixels* na imagem ser classificado. Não obstante, como se pode observar pelas assinaturas espectrais das sete classes (Figura 10), verificou-se uma razoável separação espectral entre as classes mapeadas neste estudo.

Figura 10 – Assinaturas espectrais de sete diferentes classes definidas para mapeamento do uso e cobertura do solo



Fonte: Autoria própria (2024).

A Tabela 4, Tabela 5 e Tabela 6 trazem os índices de acurácia do produtor – probabilidade com que as características reais do terreno tenham sido mostradas corretamente no mapa classificado – e de acurácia do usuário – probabilidade de uma classe observada pelo usuário no mapa estar presente no terreno.

Da Tabela 4, observa-se que as classes mapeadas pelo algoritmo MD que obtiveram os maiores índices de acurácia do produtor foram curso/corpo d'água, área de cultivo e solo úmido com, respectivamente, 99,97%, 89,20% e 87,45%. A classe solo exposto teve o pior desempenho em termos de acurácia do produtor, tendo obtido apenas 29,56%. Sobre a ótica do usuário do mapa, as classes floresta e solo úmido receberam altas acurácias do usuário de, respectivamente, 97,87% e 93,81%. Nessa métrica, as classes solo exposto e arruamento pavimentado tiveram o pior desempenho, respectivamente, 25,38% e 37,57%.

Tabela 4 – Acurácia do produtor e do usuário pelo classificador MD

Classe	Acurácia do produtor (%)	Acurácia do usuário (%)
Curso/corpo d'água	99,97	81,87
Solo exposto	29,56	25,38
Vegetação rasteira/pasto	80,49	79,48
Floresta	78,92	97,87
Arruamento pavimentado	78,41	37,57
Solo úmido	87,45	93,81
Área de cultivo	89,20	86,99

Fonte: Autoria própria (2024).

A Tabela 5 permite observar que a classe gerada na classificação pelo SAM que obtive o maior índice de acurácia do produtor foi a classe curso/corpo d'água, com 98,18%. A classe solo exposto teve o pior desempenho em termos de acurácia do produtor, tendo obtido apenas 30,34%. Sobre a ótica do usuário do mapa, as classes curso/corpo d'água, floresta e área de cultivo receberam altas acurácias do usuário de, respectivamente, 94,75%, 96,42% e 91,65%. As classes solo exposto e arruamento pavimentado obtiveram o pior desempenho em termos de acurácia do usuário com, respectivamente, 13,76% e 22,17%.

Tabela 5 – Acurácia do produtor e do usuário pelo classificador SAM

Classe	Acurácia do produtor (%)	Acurácia do usuário (%)
Curso/corpo d'água	98,18	94,75
Solo exposto	30,34	13,76
Vegetação rasteira/pasto	85,93	69,09
Floresta	84,09	96,42
Arruamento pavimentado	79,45	22,17
Solo úmido	45,89	43,79
Área de cultivo	71,55	91,65

Fonte: Autoria própria (2024).

A Tabela 6 mostra as acurácias alcançadas pelo algoritmo MAXVER, obtendo os maiores índices de acurácia do produtor, respectivamente, nas classes curso/corpo d'água e floresta, ambas acima de 95%. Todas as demais classes

obtiveram alta acurácia do produtor, acima de 85%. Sobre a ótica do usuário, as classes curso/corpo d'água, vegetação rasteira/pasto, floresta, solo úmido e área de cultivo obtiveram altas acurácias do usuário, todas acima de 90%. A classes arruamento pavimentado obteve o pior desempenho nessa métrica, com 33,9%.

Tabela 6 – Acurácia do produtor e do usuário pelo classificador MAXVER

Classe	Acurácia do produtor (%)	Acurácia do usuário (%)
Curso/corpo d'água	99,99	97,06
Solo exposto	87,53	52,60
Vegetação rasteira/pasto	88,63	90,90
Floresta	96,55	96,87
Arruamento pavimentado	89,50	33,90
Solo úmido	94,48	95,97
Área de cultivo	89,56	98,02

Fonte: Autoria própria (2024).

Como última análise, foram calculados a exatidão global e o índice Kappa. Conforme pode ser observado na Tabela 7, o classificador com pior desempenho foi o SAM, mas ainda assim obteve um desempenho muito bom, conforme classificação de Fonseca (2000), observado os valores de Kappa e respectivo desempenho tabelado por esse autor (Tabela 1). O classificador MD, obteve um desempenho excelente, enquanto o melhor classificador em termos de exatidão global e índice Kappa foi o MAXVER, também com desempenho considerado excelente, com 92,8% de exatidão global e 90,88% de índice Kappa.

Tabela 7 – Exatidão global e índice Kappa para os classificadores MD, SAM e MAXVER

Algoritmo	Exatidão global (%)	Índice Kappa (%)
MD	84,85	80,61
SAM	72,28	65,48
MAXVER	92,80	90,88

Fonte: Autoria própria (2024).

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste estudo, diferentes algoritmos de classificação supervisionada foram aplicados para a classificação de uso e cobertura do solo em toda a extensão territorial do Município de Marataízes/ES. As classificações geradas obtiveram bons resultados, com destaque para a classificação com o algoritmo MAXVER, que obteve a maior exatidão global e índice Kappa.

Verificou-se que novas políticas públicas em unidades da federação brasileira vêm trazendo a possibilidade de avanços e modernizações em ciência e tecnologia com uso de insumos obtidos por SR, de melhor qualidade e a custo zero para os usuários, por meio da disponibilização na rede mundial de computadores. Um exemplo recente dessas políticas públicas é a possibilidade de obtenção gratuita de imagens KOMPSAT 3/3A em portal próprio mantido pelo Estado do Espírito Santo. Isso traz novas possibilidades de desenvolvimento de

estudos com dados espaciais de alta qualidade, úteis para o gerenciamento de recursos terrestres.

Um fator limitante nas análises realizadas se refere ao tempo da aquisição das imagens KOMPSAT 3/3A (biênio 2019-2020), uma vez que, ainda que sejam imagens com grande potencial de uso para trabalhos de mapeamento no território do Espírito Santo, já se passaram quatro anos desde a aquisição dos dados. Entretanto, pode-se dizer que o trabalho realizado foi satisfatório por servir de base para futuros estudos que tenham como área de interesse o Município de Marataízes/ES ou que venham a empregar essas imagens para análise de uso e cobertura do solo em outras áreas do Espírito Santo, bem como para os estudos que utilizem os algoritmos classificadores supervisionados MD, SAM ou MAXVER em processos de classificação de imagens.

Por fim, verifica-se que as imagens KOMPSAT 3/3A oferecem uma série de benefícios, especialmente em estudos de uso e cobertura do solo: a sua altíssima resolução espacial permite uma detalhada análise da superfície terrestre; e as bandas espectrais disponíveis (RGB-NIR) viabilizam a distinção de diferentes classes, como vegetação, corpos d'água e áreas urbanas, possibilitando análises detalhadas de classes específicas.

Evaluation of land use and cover in the municipality of Marataízes/ES using orthoimages from the KOMPSAT 3/3A

ABSTRACT

Remote Sensing (RS) and Geographic Information Systems (GIS) have been applied in analyses of land use and land cover in different study areas, improving the management and monitoring of natural resources and expansion of human activity. Image classification techniques allow diagnosing the use of natural resources on the earth's surface in large areas, with notable savings in time and budgetary resources of public agencies or private entities. Among the existing classification algorithms, the Minimum Distance (MD), Spectral Angle Mapping (SAM) and Maximum Likelihood (MAXVER) algorithms were used in this study to characterize the spatial variability and map seven different classes of land use and land cover in the Municipality of Marataízes, Espírito Santo. To this end, very high spatial resolution images obtained in the years 2019 and 2020 by the KOMPSAT 3/3A satellite were used. It was found that, despite the few spectral bands available in the KOMPSAT 3/3A images, in a total of four (red, green, blue and near-infrared bands), it was possible to perform the classification and obtain an acceptable distinction between the classes. The MAXVER classification algorithm was highlighted in this study, which obtained a high Kappa index value and global accuracy. In turn, the SAM classifier achieved the weakest performance for the distinction of land use and land cover classes. Even so, it was found that, regardless of the classifier algorithm used, the KOMPSAT 3/3A images were able to provide the necessary data for the collection of information on the land use and land cover of the study area and can serve as useful inputs for future related works.

KEYWORDS: Land use and cover. Supervised classification. KOMPSAT 3/3A. Marataízes/ES.

REFERÊNCIAS

ALBANE, R. R. de O.; XAVIER, A. C.; SPOLADORE, D.; ROSADO, T. L. Análise do uso e cobertura do solo do Município de Marataízes–ES através de imagens de satélite. **XII Encontro Latino-Americano de Iniciação Científica e VIII Encontro Latino-Americano de Pós-Graduação**. Universidade do Vale do Paraíba, v. 61, n. 9220, 59 p., 2008. Disponível em: https://www.inicepg.univap.br/cd/INIC_2008/anais/arquivosINIC/INIC1610_01_O.pdf. Acesso em: 07 jun. 24.

BLASCHKE, T. Object based image analysis for remote sensing. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 65, n. 1, p. 2-16, jan. 2010. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004>.

FONSECA, L. M. G. **Processamento digital de imagens**. São Paulo: INPE, p. 104 e 624, 2000.

FRANÇA, L. L. S.; ARRUDA, T.; ANDRADE, A.; ALCANTARA, L. VETORIZAÇÃO DE COBERTURA TERRESTRE NO QGIS. **VII Simpósio Brasileiro de Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação**. Recife, p. 392-400, 08 e 09 nov. 2018. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/328857557_VETORIZACAO_DE_COBERTURA_TERRESTRE_NO_QGIS. Acesso em 1º ago. 2023.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Malha Municipal**. 2022. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio/malhas-territoriais/15774-malhas.html>. Acesso em: 12 ago. 2023.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Censo Demográfico**. 2023. Disponível em: https://ftp.ibge.gov.br/Censos/Censo_Demografico_2022/Previa_da_Populacao/POP2022_Municipios_20230622.pdf. Acesso em: 08 ago. 2023.

IJSN – Instituto Jones dos Santos Neves. Governo do Estado do Espírito Santo. **Imageamento ES 2019-2020 disponível para download**. 2021. Disponível em: <https://geobases.es.gov.br/imagens-kpst-2019-2020>. Acesso em 08 ago. 2023.

JERÔNIMO, M. C. da S.; JERÔNIMO, M. C. da S.; FERRARI, J. L.; PELUZIO, T. M. de O.; PELUZIO, J. B. E.; SIMÃO, J. B. P. Mapeamento da cafeicultura no entorno do Pico dos Pontões, Mimoso do Sul, ES. **Ifes Ciência**, ISSN 2359-4799, v. 9, n. 1, p. 01-10, 2023. DOI: 10.36524/ric.v9i1.1849.

LEE, K.; KIM, K.; LEE, S. G.; KIM, Y. Determination of the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) with Top-of-Canopy (TOC) reflectance from a KOMPSAT-

3A image using Orfeo ToolBox (OTB) extension. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, v. 9, n. 4, 257, 2020. DOI: 10.3390/ijgi9040257.

LOBO, I. A. **Perda de solo por escoamento superficial: uma abordagem retrospectiva para uma bacia hidrográfica na Região Metropolitana da Grande Vitória**. Dissertação (Mestrado). Programa de Pós-Graduação em Geografia, Centro de Ciências Humanas e Naturais, Universidade Federal do Espírito Santo. Vitória, 2022. Disponível em: https://bdtd.ibict.br/vufind/Record/UFES_c57c391433be50bfc111e3d6eddd7870. Acesso em: 07 jun. 2024.

MARCHIORO, E.; OLLERO, A. Avaliação hidrogeomorfológica: a aplicação do ihg em uma bacia hidrográfica da região metropolitana da Grande Vitória (ES). **Revista Brasileira de Geomorfologia**, v. 24, n. 2, 2023. DOI: <http://dx.doi.org/10.20502/rbg.v24i2.2244>.

MILAGRE, J. C.; MENDES, L. J.; BORGES, A. M.; PAULÚCIO, B. P.; MORAIS JÚNIOR, V. T. M.; MANTOANELLI, E. Diagnóstico ambiental e conservação dos recursos hídricos em uma pequena propriedade rural. **Águas e florestas: desafios para conservação e utilização**. [S. l.], v. 13, p. 203-211, 2021. DOI: 10.37885/210504471.

NOVO, E. M. L. M. **Sensoriamento Remoto: Princípios e Aplicações**. 3 ed. São Paulo: Blucher, 2008.

NUR, A. S.; PARK, S.; LEE, K. J.; MOON, J.; LEE, C. W. Mapping of post-wildfire burned area using KOMPSAT-3A and sentinel-2 imagery: The case of Sokcho wildfire, Korea. **Korean Journal of Remote Sensing**, v. 36, n. 6_2, p. 1551-1565, 2020. DOI: <https://doi.org/10.7780/kjrs.2020.36.6.2.6>.

OH, J.; HAN, Y. A Double Epipolar Resampling Approach to Reliable Conjugate Point Extraction for Accurate Komsat-3/3A Stereo Data Processing. **Remote Sens**, v. 12, p. 2940, 2020. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs12182940>.

RAMAYANTI, S.; KIM, B. C.; PARK, S.; LEE, C. Performance of Support Vector Machine for Classifying Land Cover in Optical Satellite Images: A Case Study in Delaware River Port Area. **Korean Journal of Remote Sensing**, v. 38, n. 6, p. 1911-1923, 2022. DOI: <https://doi.org/10.7780/kjrs.2022.38.6.4.5>.

SHEYKHMUSA, M.; MAHDIANPARI, M.; GHANBARI, H.; MOHAMMADIMANESH, F.; GHAMISI, P.; HOMAYOUNI, S. Support Vector Machine Versus Random Forest for Remote Sensing Image Classification: A Meta-Analysis and Systematic Review. **IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, v. 13, p. 6308-6325, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2020.3026724>.

SHIN, J.; SEO, W.; KIM, T.; PARK J.; C. WOO. Using UAV multispectral images for classification of forest burn severity: a case study of the 2019 Gangneung forest fire. **Forests**, v. 10, n. 11, p. 1025, 2019. DOI: 10.3390/f10111025.

SOUZA, A. R. de; ESCADA, M. I. S.; MARUJO, R. de F. B.; MONTEIRO, A. M. V. Cartografia do Invisível: Revelando a Agricultura de Pequena Escala com Imagens Rapideye na Região do Baixo Tocantins, Pa. **Revista do Departamento de Geografia**, [S. l.], v. 38, p. 137-153, 2019. DOI: 10.11606/rdg.v38i1.151603.

KIM, T.; PARK, Y. Monitoring of marine debris on shorelines using machine-learning models with high-resolution satellite. In: **Ocean Sensing and Monitoring XV**. SPIE, p. 265-272, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1117/12.2663437>.

YANG, C. High resolution satellite imaging sensors for precision agriculture. **Frontiers of Agricultural Science and Engineering**, v. 5, n. 4, p. 393-405, 2018. DOI: 10.15302/J-FASE-2018226.

Recebido: 17 nov. 2024

Aprovado: 06 dez. 2024

DOI: 10.3895/rbgeo.v13n1.19129

Como citar: DALMONECH, R. F.; SILVANO, T. P.; PASSOS, J. B.; PADILHA, T. K.; SILVA, T. A. Avaliação do uso e cobertura do solo no Município de Maratáizes-ES com emprego de ortoimagens KOMPSAT 3/3A. **R. bras. Geom.**, Curitiba, v. 13, n. 1, p. 003-024, jan./jun. 2025. Disponível em: <<https://periodicos.utfpr.edu.br/rbgeo>>. Acesso em: XXX.

Correspondência:

Renan Fabres Dalmonech

Rua Goiânia, 1253, CEP 82940-150, Curitiba, Paraná, Brasil.

Direito autoral: Este artigo está licenciado sob os termos da Licença Creative Commons-Atribuição 4.0 Internacional.

