

Emprego de SR e SIG na avaliação temporal das mudanças do uso e cobertura do solo no município de Vila Velha/ES - 2013 a 2020

RESUMO

A expansão das áreas urbanas e construções antrópicas, em parte devido ao rápido crescimento populacional nas últimas décadas, levou a mudanças significativas em municipalidades do Brasil. A análise do uso e cobertura do solo tem sido utilizado em estudos com imagens de Sensoriamento Remoto (SR) para verificação da destinação dada à terra em diferentes áreas. Essa análise envolve a identificação e categorização de diferentes classes de uso e cobertura do solo e descreve a transição ou alteração de um tipo para outro. No presente trabalho, foi utilizado um método que permitiu verificar as mudanças ocorridas no Município de Vila Velha, Espírito Santo, no período de 2013 a 2020, totalizando um decurso temporal de sete anos. Para operacionalização da análise realizada, utilizaram-se imagens do satélite Landsat 8, sensor OLI, com 30 m de resolução espacial. Essas imagens foram submetidas a processamentos para obtenção do NDVI e a classificação supervisionada por meio do algoritmo de Máxima Verossimilhança (MaxVer) implementado no complemento SCP do QGIS. Imagens do satélite KOMPSAT 3/3A, com resolução espacial de 0,5 m, foram empregadas para posterior validação dos resultados obtidos, junto com ortoimagens de resolução espacial de 0,25 m do Projeto de Mapeamento do Espírito Santo, obtidas por levantamento aerofotogramétrico realizado nos anos de 2012 a 2015. No período analisado, verificou-se um aumento de áreas construídas, enquanto áreas ligadas à vegetação densa diminuíram em extensão total, o que permitiu inferir a continuidade do avanço das áreas urbanas sobre as áreas verdes.

PALAVRAS-CHAVE: Uso e Cobertura do Solo. Classificação Supervisionada. NDVI. Sensoriamento Remoto. Sistema de Informações Geográficas.

Renan Fabres Dalmonech

renandalmonech@ufpr.br
orcid.org/0000-0002-4289-9873
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.

Thiago Kerr Padilha

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

Joel Borges dos Passos

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

Tiago Prudencio Silvano

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

INTRODUÇÃO

A análise do uso e cobertura do solo está direcionada à classificação em uma determinada época e detecção de mudanças em um período. Nas últimas duas décadas, as características biofísicas da superfície da Terra mudaram em mais de 700.000 km² globalmente a cada ano. Os seres humanos são os principais responsáveis por essas mudanças, tendo alterado cerca de 75% da superfície terrestre no último milênio. No Brasil, a urbanização e a expansão agrícola têm sido uma das principais causas de mudança no uso e cobertura do solo. Devido às atividades antrópicas, os recursos naturais têm diminuído significativamente (NÚÑEZ; PRENTICE; NAVAS, 2023).

A cobertura do solo indica a área ocupada, por exemplo, pela agricultura, pasto, curso/corpos d'água, solo exposto, floresta e edificações, enquanto o uso é a utilização da terra pelo homem para fins diversos. As mudanças do meio ambiente têm causado diminuição da biodiversidade, com perda de cobertura vegetal, alterações na precipitação e em outros fenômenos naturais. A análise do uso e cobertura do solo tem se tornado cada vez mais importante à medida que a população humana cresce e os recursos do planeta são utilizados ao limite, por vezes próximo ao esgotamento. O principal objetivo dessa análise é identificar com precisão o tipo de cobertura do solo presente em uma determinada área, bem como o uso que lhe é dado, sendo amplamente utilizada em uma variedade de aplicações, incluindo conservação ambiental, planejamento urbano e gestão de desastres (BAGWAN; GAVALI, 2023).

O conhecimento obtido da análise de mudanças na dinâmica do solo pode ser utilizado em ações dos entes públicos, permitindo a efetivação de programas de desenvolvimento sustentável e formulação de políticas públicas para o melhor uso das terras disponíveis. Um dos métodos mais utilizados para classificação é a interpretação visual tradicional, em que um analista experiente define as classes conforme seu conhecimento prévio. Tal interpretação visual ajuda a fornecer uma compreensão detalhada de uma determinada área, mas pode não ser eficiente para análises de uso e cobertura do solo em nível municipal, dada a grande extensão da área (GIDEY; MHANGARA, 2023).

Imagens de Sensoriamento Remoto (SR) são importantes fontes de informação para que os entes públicos tomem decisões apropriadas sobre a relação entre o meio ambiente e as atividades humanas. O desenvolvimento das técnicas de SR tornou oportuno prever onde e com que rapidez o solo mudará, o que permite um melhor planejamento do uso do solo existente (KATUSIIME; SCHÜTT; MUTAI, 2023).

Os Sistemas de Informações Geográficas (SIGs), que permitem o armazenamento, manipulação e visualização dos dados de SR, têm se mostrado muito significativos na análise do uso e cobertura do solo. O SR tem a capacidade de fornecer dados sobre a superfície em um momento e local específicos. Junto com os SIGs, fornece uma notável capacidade de modelar e identificar alterações na superfície terrestre (SANDOVAL; FLORES; MUNIR, 2023).

Até o momento, a aplicação de SR e SIG para monitorar mudanças em áreas florestais e outras coberturas do solo tem experimentado um forte desenvolvimento na área acadêmica e profissional. Várias técnicas de análise de imagem e detecção de mudanças são usadas para extrair evidências de dados de

SR. Vários sensores estão disponíveis como fontes de dados para estudar a variabilidade do uso e cobertura do solo. Dentre eles, os sensores do satélite Landsat 8 fornecem imagens com acurácia aceitável para análises geoespaciais (THIEN; YACHONGTOU; PHUONG, 2023).

Diante do exposto, os objetivos deste estudo foram avaliar o uso e cobertura do solo para os anos 2013 e 2020 por meio de técnicas de classificação de imagens, analisar as mudanças ocorridas no período e examinar a vegetação por meio do cálculo do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), com uso de imagens Landsat 8, sensor *Operational Land Imager* (OLI).

COMPLEMENTO SEMI-AUTOMATIC CLASSIFICATION (SCP)

O complemento *Semi-Automatic Classification* (SCP) foi desenvolvido para a plataforma QGIS. Entre seus objetivos, está o de possibilitar o monitoramento do uso e cobertura do solo, por meio de algoritmos de classificação supervisionada (CONGEDO, 2021). Alguns estudos recentes utilizaram o SCP em trabalhos cartográficos diversos, entre eles os autores:

- a) Juárez *et al.* (2021), para a correção radiométrica, atmosférica e cálculo da temperatura da superfície (LST);
- b) Garilli *et al.* (2021), para o desenvolvimento de um sistema de gerenciamento de pavimentação em apoio a inspeções e manutenções. Para tanto, foi utilizado os algoritmos classificadores MaxVer, Mínima Distância (MD) e de Mapeamento por Ângulo Espectral (SAM); e
- c) Damtew *et al.* (2021), para o cálculo do NDVI, Índice de Vegetação Aquática por Diferença Normalizada (NDAVI) e Índice de Vegetação Ajustado pela Água (WAVI). Realizaram ainda a correção radiométrica e atmosférica de imagens Landsat e classificação não supervisionada pelo algoritmo *k-means*.

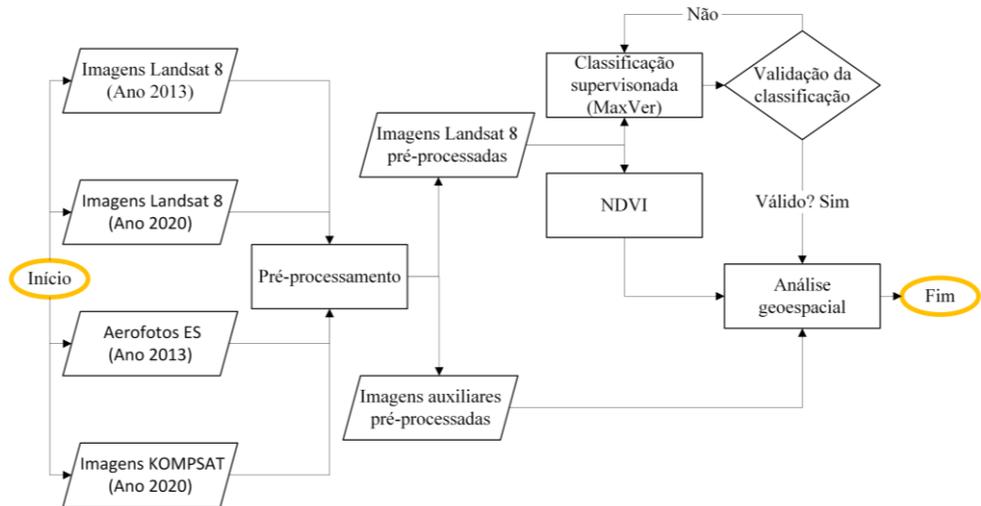
MATERIAL E MÉTODOS

Imagens produzidas pelo satélite Landsat 8, sensor OLI, foram coletadas para os anos de 2013 e 2020, ambas na mesma época do ano (mês de julho), de forma a abrangerem toda a extensão do Município de Vila Velha/ES. Pré-processamentos foram realizados para deixar os insumos em condições de serem processados com técnicas de classificação supervisionada e para o cálculo do NDVI. A qualidade dos resultados obtidos foi avaliada na fase de validação. Para tanto, foram utilizadas imagens de levantamento aerofotogramétrico e imagens do satélite KOMPSAT 3/3A, ambas de alta resolução espacial e disponibilizadas gratuitamente pelo Estado do Espírito Santo, permitindo maior confiabilidade na validação dos resultados. Por fim, foram realizadas análises geoespaciais para averiguação de mudanças no uso e cobertura do solo. O método utilizado neste estudo pode ser verificado na Figura 1.

Todas as etapas foram desenvolvidas em ambiente SIG, com o emprego do QGIS para armazenamento, manipulação, análise geoespacial e elaboração de produtos cartográficos temáticos; do SAGA GIS, GRASS GIS e GDAL para pré-

processamento dos insumos; e do SCP para a classificação supervisionada de ortomagens Landsat 8 e posterior validação.

Figura 1 – Fluxo de trabalho utilizado para a classificação do uso e cobertura do solo

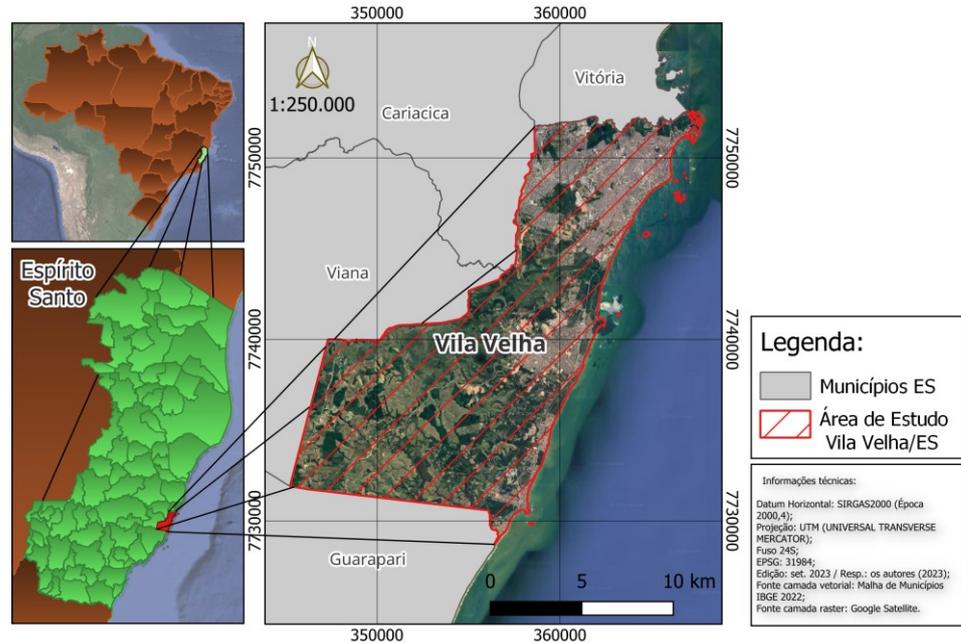


Fonte: Autoria própria (2024).

ÁREA DE ESTUDO

Vila Velha/ES está localizada na região metropolitana da Grande Vitória, Espírito Santo, Brasil. Segundo IBGE (2022) e IBGE (2023), possui uma população de 467.722 pessoas, sendo o segundo município mais populoso do Espírito Santo, com o 3º maior Produto Interno Bruto (PIB) do estado. Atualmente se consolidou como um território ambientalmente frágil, em que as estruturas urbanas e ligadas à agricultura e pecuária destruíram a maior parte de seus elementos naturais, promovendo mudanças significativas na paisagem. A área de estudo – extensão territorial total de Vila Velha/ES –, pode ser visualizada na Figura 2.

Figura 2 – Área de estudo (Vila Velha/ES)



Fonte: Autoria própria (2024).

INSUMOS

Nos países em desenvolvimento, como o Brasil, em que a aquisição de imagens de SR pode significar o consumo de boa parte do orçamento disponível de entidades públicas ou privadas, opta-se, por vezes, pelo uso de insumos livres e gratuitos disponíveis em repositórios digitais. Entre esses insumos, citam-se as imagens do Landsat 8, disponibilizadas pelo Serviço Geológico dos Estados Unidos (USGS), por meio do endereço <<https://earthexplorer.usgs.gov/>>. Essas imagens possuem como características uma resolução temporal de aproximadamente 16 dias, resolução radiométrica de 16 bits e alta resolução espectral (nove bandas para o sensor OLI). A resolução espacial de 30 m dificulta/impede a realização de análises em escalas grandes (1:10.000 ou superiores), mas possibilita que sejam realizadas, com resultados satisfatórios, estudos sobre o uso e cobertura do solo em escalas de 1:150.000 ou inferiores.

Para este estudo, foram utilizadas as bandas de um a sete – que vão desde o azul costeiro (aerossol) até o infravermelho de ondas curtas (SWIR) – das imagens referentes aos anos 2013 e 2020 (Tabela 1).

Tabela 1 – Imagens Landsat 8-OLI utilizadas

Ano	mês	ID da cena	Órbita	Ponto
2013	Jul	LC08_L2SP_215074_20130719_20200912_02_T1	215	74
2020	Jul	LC08_L2SP_215074_20200722_20200911_02_T1	215	74

Fonte: Autoria própria (2024).

PRÉ-PROCESSAMENTO

O pré-processamento das imagens é uma parte importante da análise de uso e cobertura do solo, pois afeta a acurácia das saídas resultantes (DAREM *et al.*, 2023). As imagens Landsat 8-OLI podem sofrer com erros geométricos e atmosféricos, que precisam ser corrigidos para melhorar a visibilidade de cada *pixel* e permitir que o algoritmo classificador a ser utilizado possa performar de maneira satisfatória (SEYAM; HAQUE; RAHMAN, 2023). Áreas cobertas por nuvens também geram regiões em que haverá perda de informação do terreno, o que dificulta as análises posteriores. Para contornar esses problemas, foi realizada a escolha de imagens Landsat 8 que englobassem toda a área de estudo, do nível 2 (L2), que são imagens corrigidas, ortorretificadas e melhoradas atmosférica e radiometricamente.

Inicialmente, as imagens Landsat 8-OLI, que estavam em WGS84 (EPSG 32624), foram reprojatadas para o Sistema Geodésico de Referência (SGR) oficial do Brasil, SIRGAS2000, com coordenadas projetadas UTM, zona 24S (EPSG 31984). Operação de recorte foi realizada de forma a abranger somente a área de Vila Velha/ES, em uma extensão total de aproximadamente 210 km². Para tanto, foi utilizada como camada de recorte a malha de municípios do Espírito Santo, fornecida pelo IBGE, versão 2022, disponível em <<https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio/malhas-territoriais/15774-malhas.html>>.

Por fim, as bandas de um a sete das imagens Landsat 8-OLI foram fusionadas, gerando-se duas imagens compostas de alta resolução espectral (uma do ano de 2013 e outra para 2020). Conforme Theres e Selvakumar (2022), cada banda espectral das imagens Landsat 8 contém dados de uma faixa dentro do espectro eletromagnético. Com a combinação de duas ou mais dessas bandas, gera-se uma imagem de banda composta, que permite a obtenção de mais informações sobre a área imageada.

NDVI

Índices de vegetação obtidos de imagens de SR são eficazes para quantificar e avaliar a cobertura vegetal. A constituição do NDVI se baseia nas propriedades espectrais da vegetação, que absorve luz visível – especificamente no comprimento de onda da banda do vermelho – incidente nas folhas utilizadas para fotossíntese e reflete a radiação no infravermelho próximo (NIR). Com isso, o NDVI tem grande capacidade de sinalizar a variação anual e sazonal na cobertura vegetal (PASTERNAK; PAWLUSZEK-FILIPAK, 2022).

Apesar de passados cinquenta anos do primeiro estudo que propôs esse índice (ROUSE *et al.*, 1974), observa-se que essa métrica continua tendo grande importância no mundo acadêmico, tendo sido utilizado recentemente em diversos estudos (BOUZEKRI *et al.*, 2023; HUSSAIN; KARUPPANNAN, 2023; WEI *et al.*, 2023). Para a operacionalização do NDVI, foi utilizada a calculadora *raster* do QGIS, com entrada das bandas [B5 - B4] do Landsat 8-OLI, respectivamente, NIR e vermelho. Os valores para os anos de 2013 e 2020 foram estimados por meio da Eq. (1).

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

em que *NIR* é a banda do infravermelho próximo e *VER* a banda do vermelho.

CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA MAXVER

Atualmente, os analistas dispõem de diferentes algoritmos que podem ser utilizados para performar classificação com fins de análise de uso e cobertura do solo. A Máxima Verossimilhança (MaxVer) é um dos mais utilizados para classificar imagens (BAGWAN; GAVALI, 2023). MaxVer é um método estatístico e técnica de classificação supervisionada que utiliza a Distribuição Normal e teorema de Bayes para explicar cada banda das imagens. Na fase de treinamento, o algoritmo estima os parâmetros estatísticos de cada classe (média e covariância) e, em seguida, calcula a probabilidade de cada *pixel* pertencer a cada classe com base em seus valores espectrais. O classificador atribui cada *pixel* da imagem à classe com maior probabilidade de pertencimento, resultando em uma imagem classificada ao final do processo (ATEF; AHMED; MAGUID, 2023).

Esse algoritmo foi utilizado para analisar mudanças no padrão de rio em três décadas, de 1990 a 2020, com uso de imagens Landsat (HUDA *et al.*, 2023); estudar os efeitos das ilhas de calor urbanas (BAGYARAJ *et al.*, 2023); examinar o impacto da silvicultura na mudança do uso e cobertura do solo (CHAKMA *et al.*, 2023); integrar dados de SR e SIG para examinar as tendências espaciais da floresta e outras mudanças no uso e cobertura do solo, durante um período de 33 anos (1988-2021) (THIEN; YACHONGTOU; PHUONG, 2023); classificar o uso e cobertura do solo usando SR e SIG (DAREM *et al.*, 2023; ENOH; NJOKU; OKEKE, 2023; HAJ; OUADIF; AKHSSAS, 2023; HERNÁNDEZ *et al.*, 2023; RAGINI *et al.*, 2023; SHETA *et al.*, 2023); detectar a cobertura florestal e variações no tempo no Vietnã, entre 1989 a 2021 (THIEN; PHUONG, 2023); e avaliar o crescimento urbano e o impacto na LST no Paquistão (TARIQ *et al.*, 2023).

Inicialmente, para a realização da classificação supervisionada pelo algoritmo MaxVer, operacionalizado por meio do SCP/QGIS, foram definidas as classes de uso e cobertura do solo que seriam extraídas das imagens Landsat 8-OLI. Essas classes podem ser observadas no Quadro 1.

Quadro 1 – Descritivo de classes

Classe	Descrição
Vegetação densa	Aglomerado de árvores com alta densidade de vegetação de médio e grande porte.
Vegetação rasteira/pasto	Campos de agricultura, pecuária e regiões com espécies gramíneas.
Solo exposto	Região sem vegetação ou com vegetação muito esparsa.
Área construída	Áreas trabalhadas pelo homem, como edifícios, casas e estradas.
Corpos d'água / região alagada	Áreas que concentrem grande volume de água, como rios, lagos e lagoas; e outras áreas com água acumulada devido a processos naturais ou artificiais.

Fonte: Autoria própria (2024).

As amostras de treinamento foram selecionadas com homogeneidade suficiente para simbolizar as características espectrais de cada classe e maximizar a acurácia da classificação. Foram utilizadas as imagens do Projeto de Mapeamento do Espírito Santo 2012-2015, de 0,25 m de resolução espacial, da mesma época da aquisição das imagens Landsat 8-OLI 2013, e as imagens KOMPSAT 3/3A, do ano de 2020, de 0,5 m de resolução espacial, como dados auxiliares na coleta de amostras (ambas obtidas em <<https://console.one.s3.es.gov.br/browser/pr-geobases-public/>>). O quantitativo de conjuntos amostrais usados para a realização do treinamento do algoritmo MaxVer foi o disposto na Tabela 2. Esses conjuntos amostrais, coletados por meio de vetores do tipo polígono, foram aglomerados em um só grupo amostral para cada classe, por meio da operação *merge* do SCP/QGIS, o que possibilitou a obtenção de um total de cinco conjuntos representativos de cada uma das classes.

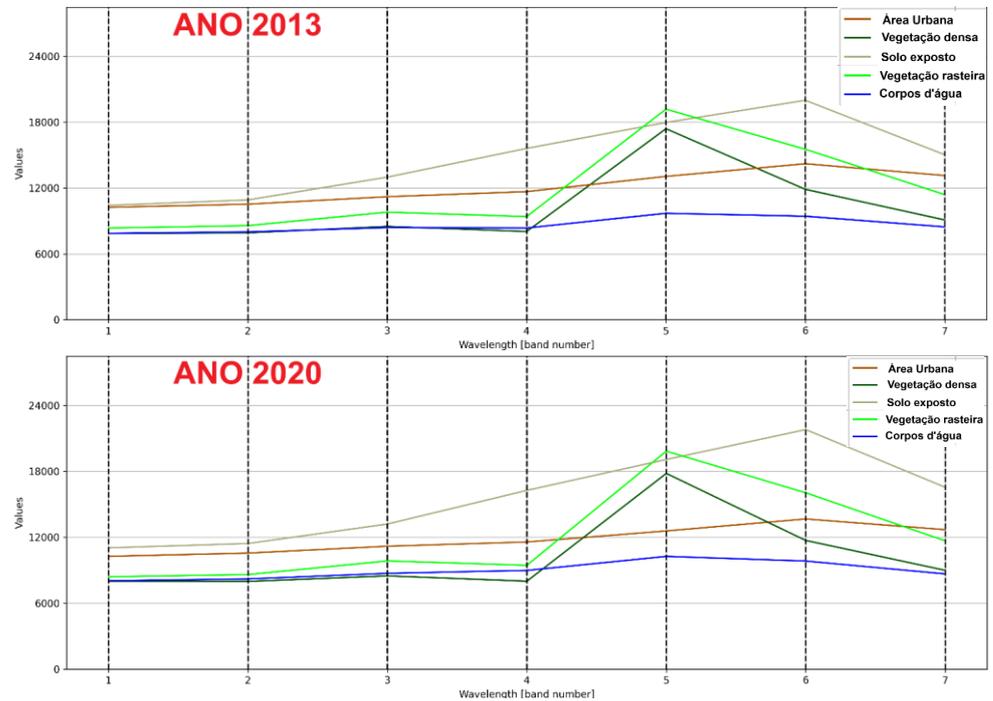
Tabela 2 – Quantitativo de conjuntos amostrais coletados por classe de uso e cobertura do solo para treinamento do algoritmo MaxVer

Classe	Quantidade de conjuntos amostrais (polígonos)
Vegetação densa	26
Vegetação rasteira/pasto	30
Solo exposto	32
Área construída	27
Corpos d'água / região alagada	25

Fonte: Autoria própria (2024).

Os conjuntos amostrais coletados para cada uma das imagens fusionadas dos anos de 2013 e 2020 continham informações das sete bandas do Landsat 8-OLI. Como se pode observar na Figura 3, as assinaturas espectrais de cada classe para os anos de 2013 e 2020 tiveram comportamentos espectrais semelhantes em relação à faixa do espectro eletromagnético. Na comparação entre as cinco classes coletadas dentro do mesmo ano, verifica-se que houve boa diferença espectral, o que permitiu a utilização do classificador MaxVer para a extração das classes de uso e cobertura do solo.

Figura 3 – Assinatura espectral dos conjuntos amostrais das classes de uso e cobertura do solo para os anos de 2013 e 2020



Fonte: Autoria própria (2024).

VALIDAÇÃO

Para a validação, foram realizados testes qualitativos e quantitativos, de modo a assegurar a qualidade das análises e dos produtos cartográficos temáticos elaborados. A avaliação qualitativa baseou-se numa abordagem subjetiva, com uso de inspeção visual por parte destes autores. As referências para essa inspeção foram as aerofotos obtidas por levantamento aerofotogramétrico do Projeto de Mapeamento do Espírito Santo 2012-2015 e imagens orbitais KOMPSAT 3/3A, ambas de altíssima resolução espacial. A avaliação quantitativa baseou-se em uma abordagem objetiva, conduzida por meio de métricas derivadas da matriz de confusão (CONGALTON, 1991).

Para a seleção das amostras de validação, foi utilizado um esquema de amostragem aleatória estratificada, composta por extratos de pontos aleatórios representativos de cada uma das classes. Foram coletados um total de trinta conjuntos amostrais (tipo polígono) para cada classe nas imagens Landsat 8 dos anos de 2013 e 2020.

A exatidão global, acurácia do produtor, acurácia do usuário e índice Kappa foram calculados com base na matriz de confusão para os mapas de uso e cobertura do solo de 2013 e 2020. O índice Kappa, considerado a métrica mais completa quando se trata de produtos de SR, pode variar de -1 a 1 e é calculado por meio das Eq. (2) e (3) (COHEN, 1960). No entanto, ressalta-se que as demais métricas foram utilizadas a fim de fornecer melhores bases para as conclusões quanto à qualidade da classificação.

$$\text{Kappa} = \frac{P_c + P_r}{1 - P_r} \quad (2)$$

$$P_r = \frac{a_1 b_1 + a_2 b_2 + \dots + a_n b_n}{n^2} \quad (3)$$

em que P_c é a soma das amostras corretamente classificadas de cada categoria dividida pelo número total de amostras, P_r é o produto dos números amostrais reais e previstos dividido pelo quadrado do total da amostra, a_1, a_2, \dots, a_n é o número de amostras reais de cada categoria, b_1, b_2, \dots, b_n é o número de amostras previstas de cada categoria e n é o total de amostras. Para fins de comparação do índice Kappa obtido neste estudo, utilizou-se a Tabela 3, que o relaciona com a qualidade da classificação.

Tabela 3 – Relação do índice Kappa com a qualidade da classificação

Índice Kappa	Qualidade da classificação
0,8 – 1	Excelente
0,6 – 0,8	Boa
0,4 – 0,6	Razoável
0,2 – 0,4	Fraca
- 1 – 0,2	Ruim

Fonte: Adaptado de Gidey e Mhangara (2023).

Para o cálculo da exatidão global, acurácia do produtor e do usuário, foram utilizadas, respectivamente, as Eq. (4), (5) e (6). A acurácia do produtor e do usuário são calculadas separadamente para cada classe de uso e cobertura do solo. A acurácia do produtor mede a proporção de pontos observados no solo, mas não classificados no mapa, sendo uma métrica complementar ao erro de omissão. A acurácia do usuário leva em consideração o número de pontos corretamente identificados em cada classe pelo número total de pontos na mesma classe, sendo uma métrica complementar ao erro de comissão, refletindo a probabilidade de que um ponto classificado em uma determinada classe represente a mesma classe no terreno real (STORY; CONGALTON, 1986).

$$\text{Exatidão}_{\text{Global}} = 100 \frac{\text{Pixels}_{\text{corretos}}}{\text{Pixels}_{\text{referência}}} \quad (4)$$

$$\text{Acurácia}_{\text{Produtor}} = 100 \frac{\text{Pixels}_{\text{corretos identificados na classe}}}{\text{Pixels}_{\text{total da classe na imagem}}} \quad (5)$$

$$\text{Acurácia}_{\text{usuário}} = 100 \frac{\text{Pixels}_{\text{corretos identificados na classe}}}{\text{Pixels}_{\text{total da classe classificados}}} \quad (6)$$

em que $\text{Pixels}_{\text{corretos}}$ é o número total de *pixels* corretamente classificados na imagem e $\text{Pixels}_{\text{referência}}$ é o número total de *pixels* de referência da imagem.

Destaca-se que as quatro métricas relatadas – Eq. (2), (4), (5) e (6) – para a medição da qualidade da classificação continuam sendo amplamente utilizadas em estudos de uso e cobertura do solo atuais (SEYAM; HAQUE; RAHMAN, 2023; THIEN; PHUONG; HUONG, 2023; THIEN; YACHONGTOU; PHUONG, 2023).

Das classificações realizadas por meio do algoritmo MaxVer, foram obtidas as matrizes de confusão dispostas no Tabela 4 (ano 2013) e Tabela 5 (ano 2020). As classes de referência foram dispostas nas colunas, enquanto as classes mapeadas pelo algoritmo classificador podem ser verificadas nas linhas da matriz. Para a validação, foram coletados um total de trinta feições tipo polígonos para cada classe, que totalizaram 7.315 *pixels* amostrais (ano 2013) e 5.457 *pixels* amostrais (ano 2020).

Tabela 4 – Matriz de confusão (ano 2013)

Classes	Vegetação densa	Solo exposto	Área construída	Vegetação rasteira / pasto	Corpos d'água / região alagada	Total
Vegetação densa	1132	0	12	9	13	1166
Solo exposto	0	555	142	1	0	698
Área construída	0	78	1114	1	0	1193
Vegetação rasteira/pasto	59	0	43	3333	12	3447
Corpos d'água / região alagada	0	0	7	0	804	811
Total	1191	633	1318	3344	829	7315

Fonte: Autoria própria (2024).

Tabela 5 – Matriz de confusão (ano 2020)

Classes	Vegetação densa	Solo exposto	Área construída	Vegetação rasteira / pasto	Corpos d'água / região alagada	Total
Vegetação densa	1340	2	1	8	2	1353
Solo exposto	2	523	107	4	4	640
Área construída	0	88	1168	0	6	1262
Vegetação rasteira/pasto	34	48	2	1433	0	1517
Corpos d'água / região alagada	2	126	0	0	557	685
Total	1378	787	1278	1445	569	5457

Fonte: Autoria própria (2024).

Das matrizes de confusão para o ano de 2013, foi realizado o cálculo da acurácia do produtor e do usuário (Tabela 6). Verifica-se que as classes vegetação rasteira/pasto e corpos d'água/região alagada obtiveram as mais altas acurácias do produtor, respectivamente, 99,67% e 96,98%. Nessa métrica, a classe área construída se saiu pior, com 84,52%, devido principalmente à confusão espectral com a classe solo exposto. Quanto à acurácia do usuário, destacaram-se as classes corpos d'água/região alagada, vegetação rasteira/pasto e vegetação

densa, respectivamente, com 99,13%, 96,69% e 97,08%. Nessa métrica, a classe solo exposto teve o pior desempenho, com 79,51%.

Tabela 6 – Acurácia do produtor e do usuário (ano 2013)

Classe	Acurácia do produtor (%)	Acurácia do usuário (%)
Vegetação densa	95,05	97,08
Solo exposto	87,68	79,51
Área construída	84,52	93,37
Vegetação rasteira/pasto	99,67	96,69
Corpos d'água / região alagada	96,98	99,13

Fonte: Autoria própria (2024).

Para o ano de 2020, a acurácia do produtor e do usuário foram dispostas na Tabela 7. Verifica-se que a vegetação rasteira/pasto obteve a mais alta acurácia do produtor, igual a 99,17%. Nessa métrica, a classe solo exposto se saiu pior, com 66,45%. Quanto à acurácia do usuário, destacou-se a classe vegetação rasteira/pasto e vegetação densa, respectivamente, igual a 94,46% e 99,03%. As classes que se saíram pior quanto à acurácia do usuário foram o solo exposto, com 81,71%, e os corpos d'água/região alagada, com 81,31%. Esta classe foi afetada pela presença de regiões alagadas, com características de solo exposto (lamaçais), o que causou confusão espectral com a classe solo exposto.

Tabela 7 – Acurácia do produtor e do usuário (ano 2020)

Classe	Acurácia do produtor (%)	Acurácia do usuário (%)
Vegetação densa	97,24	99,03
Solo exposto	66,45	81,71
Área construída	91,39	92,55
Vegetação rasteira/pasto	99,17	94,46
Corpos d'água / região alagada	97,89	81,31

Fonte: Autoria própria (2024).

Na Tabela 8, é possível verificar a exatidão global e o Kappa para as classificações relativas aos anos de 2013 e 2020. Verifica-se que o algoritmo MaxVer foi eficaz, na medida em que possibilitou a realização das classificações com índice Kappa acima de 80%, o que, conforme Tabela 4, pode ser considerada de qualidade excelente. Também, o classificador mostrou alta eficiência computacional, conseguindo realizar a classificação, após a coleta das amostras de treinamento, em frações de segundos, para todo o Município de Vila Velha/ES.

A exatidão global e o índice Kappa obtido para o ano 2013 foi um pouco superior as do ano 2020. Isso pode ser justificado, ao menos em parte, pela maior resolução espacial das imagens auxiliares disponíveis para 2013 (0,25 m), enquanto as imagens do satélite KOMPSAT 3/3A (ano de 2020) possuem resolução espacial de 0,5 m e sofrem perdas de qualidade com processos de reamostragem realizados em seu pré-processamento. Ainda assim, os dados auxiliares utilizados na fase de coleta de amostras de treinamento e teste permitiram obter resultados satisfatórios, o que demonstra a importância do gasto de recursos públicos realizados na aquisição e disponibilização gratuita desses insumos.

Tabela 8 – Exatidão global e índice Kappa obtido pelo classificador MaxVer

Ano	Exatidão Global (%)	Índice Kappa (%)
2013	94,81	92,57
2020	92,26	89,46

Fonte: Autoria própria (2024).

RESULTADOS E DISCUSSÕES

O rápido crescimento populacional sobrecarrega a infraestrutura urbana, resultando em uma expansão para as áreas verdes, o que produz degradação do solo. O que era floresta densa passa a ser área de cultivo, pasto ou zonas de habitação. Para um planejamento urbano adequado e preservação de recursos naturais, pode-se avaliar as mudanças no uso e cobertura do solo com aplicação de geotecnologias, o que possibilita o desenvolvimento de políticas públicas de otimização na utilização do solo.

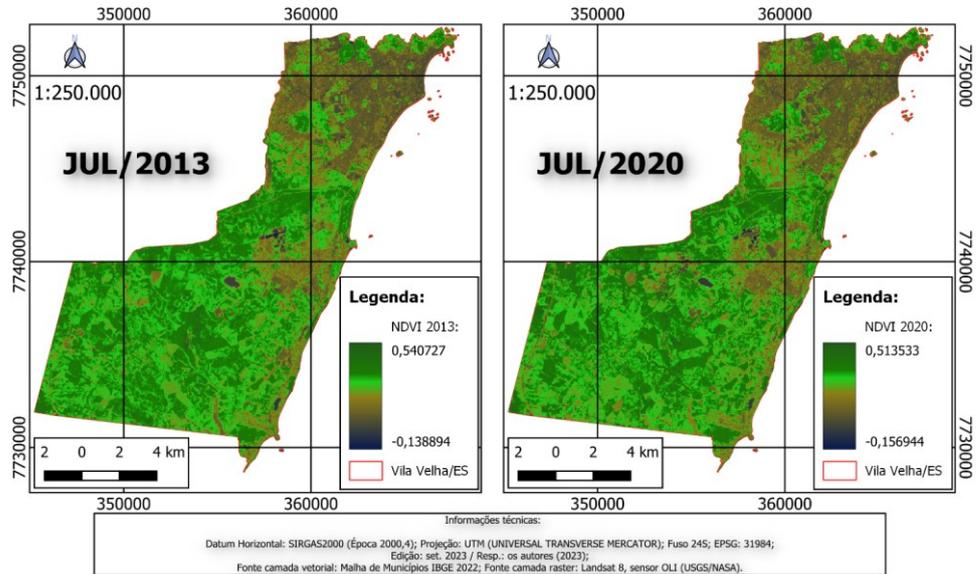
As geotecnologias atuais são capazes de fornecer métodos de classificação mais precisos e eficientes em termos de tempo de processamento e detecção de mudanças. O SR e SIG, por exemplo, têm sido amplamente utilizados em estudos ambientais para detectar alterações no uso e cobertura do solo. Neste trabalho, as imagens Landsat 8-OLI forneceram a cobertura espacial para dois marcos temporais (anos 2013 e 2020) e permitiram realizar a análise de mudanças do uso e cobertura do solo no intervalo de sete anos para o Município de Vila Velha/ES. Ressalta-se que, para anos posteriores a 2015, pode-se utilizar imagens do satélite Sentinel 2, com 10 m de resolução espacial, compatíveis com escalas 1:50.000 ou inferiores.

Os resultados obtidos com os geoprocessamentos realizados no QGIS mostram que essa ferramenta tem grande potencial como uma alternativa aos *softwares* proprietários, o que reduz o custo da execução dos trabalhos. A álgebra de mapas realizada em sua calculadora *raster* mostrou-se eficiente em processar as imagens Landsat 8-OLI para operacionalização do NDVI. Por seu turno, o complemento SCP mostrou-se apto a realizar todas as fases da classificação supervisionada MaxVer, produzindo um resultado satisfatório.

ANÁLISES PELO NDVI

A Figura 4 permite observar o NDVI da área de estudo gerado para os dois anos analisados (2013 e 2020). Os intervalos de valores do NDVI em 2013 variaram de -0,138894 a 0,540727, enquanto em 2020 observou-se valores no intervalo de -0,156944 a 0,513533. Os valores mais elevados de NDVI indicam a presença de vegetação saudável, enquanto valores mais baixos indicam a ausência de vegetação, como feições antrópicas, corpos d'água e solo exposto ou vegetação não saudável.

Figura 4 – Mapas de NDVI para os anos de 2013 e 2020



Fonte: Autoria própria (2024).

Com emprego das ortofotos ES 2012-2015 e das imagens KOMPSAT 3/3A (dados auxiliares), foi realizada uma averiguação visual da área de estudo e dos mapas de NDVI. Dessa averiguação, foram definidas duas classes (vegetação e não vegetação) em referência às faixas de valores de NDVI dispostas na Tabela 9.

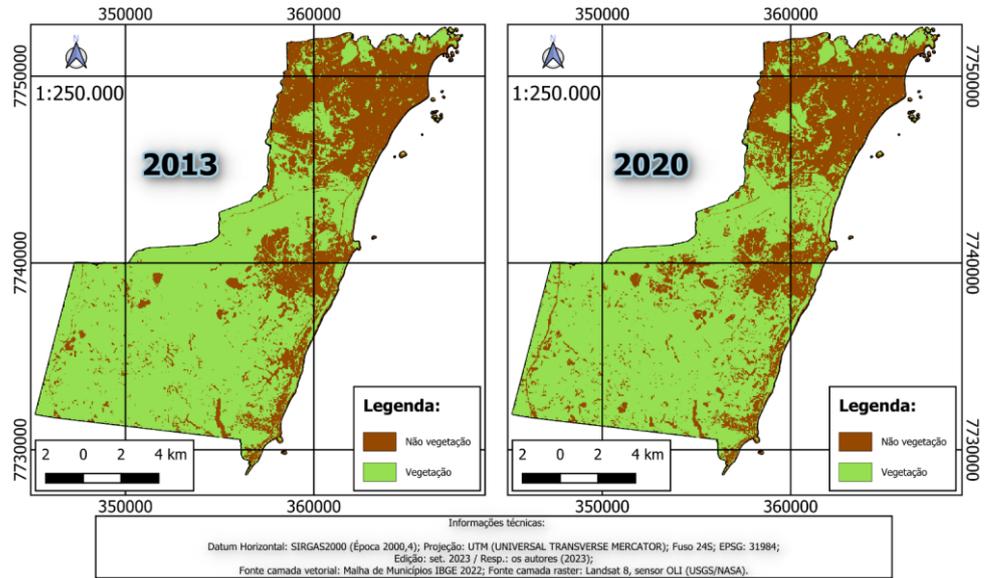
Tabela 9 – Definição de classes de vegetação e não vegetação conforme mapas de NDVI

Classe	Detalhamento da classe	Faixa do NDVI
Não vegetação	Edificações, arruamentos pavimentados e não pavimentados, corpos d'água, solo exposto, áreas de pouca ou nenhuma presença de gramíneas ou outras espécies vegetais, terrenos sem vegetação e demais feições antrópicas.	- 1 a 0,230
Vegetação	Regiões de vegetação nativa, florestas, matas, parques de conservação ou de proteção permanente, áreas de cultivo, plantações de pequeno porte, campos e pastagens.	0,230 a 1

Fonte: Autoria própria (2024).

As classes vegetação e não vegetação podem ser verificadas na Figura 5, em que o uso do NDVI possibilitou a elaboração de dois mapas de vegetação, um para o ano de 2013 e outro para 2020. A Tabela 10 mostra as áreas obtidas para cada uma dessas classes. Nota-se, tendo 2013 como ano-base, uma perda de área de vegetação de cerca de 3,09%. Por sua vez, a classe de não vegetação teve um aumento de 6,92% no período. Em termos absolutos, houve uma degradação de áreas verdes do ano de 2013 para 2020, com perda de vegetação de 4,49 km², o que corresponde a aproximadamente 2,14% da área total de Vila Velha/ES.

Figura 5 – Áreas de vegetação e não vegetação para os anos de 2013 e 2020



Fonte: Autoria própria (2024).

Tabela 10 – Ganho e perda de áreas de vegetação pelo NDVI

Classe	Área 2013 (km ²)	Área 2020 (km ²)	Diferença (Área ₂₀₂₀ – Área ₂₀₁₃)
Não vegetação	64,80	69,29	4,49 (ganho de área)
Vegetação	145,35	140,86	- 4,49 (perda de área)

Fonte: Autoria própria (2024).

O ganho de área da classe não vegetação e a consequente perda de área de vegetação é fruto do balanço de áreas transformadas no período (Tabela 11).

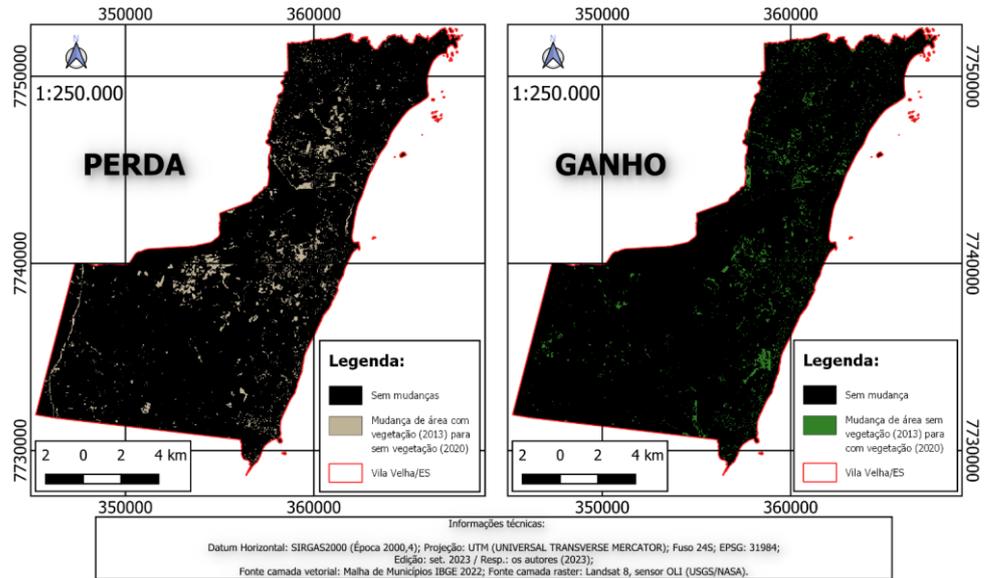
Tabela 11 – Transformação referente ao período de 2013 a 2020

De (ano 2013)	Para (ano 2020)	Área transformada (km ²)
não vegetação	vegetação	6,89
vegetação	não vegetação	11,38

Fonte: Autoria própria (2024).

Em um período de sete anos, 6,89 km² de área, antes sem vegetação, passaram a área com vegetação. Entretanto, verificou-se que áreas com vegetação no ano 2013 em um total de 11,38 km² foram transformadas em não vegetação. Isso representa uma perda de 4,49 km² de vegetação. Levando-se em consideração o espaço de tempo da mudança (sete anos), verifica-se que a perda é significativa, em especial quando se observa que Vila Velha/ES já está em um processo avançado de antropização. Nesse estágio avançado, baixos percentuais de mudanças já acarretam grandes perdas nas áreas de vegetação que ainda restam. Isso gera perdas de biodiversidade, aumento de zonas urbanas com possível incremento da temperatura média anual, mudanças em ciclos naturais de fenômenos locais e início ou agravamento de processos erosivos em regiões de solo exposto. A Figura 6 permite visualizar as áreas em que houve mudanças com ganhos ou perdas de vegetação.

Figura 6 – Mudanças em áreas de vegetação entre os anos de 2013 e 2020



Fonte: Autoria própria (2024).

ANÁLISES DA CLASSIFICAÇÃO MAXVER

Uma limitação na construção dos mapas de uso e cobertura do solo se deve a alta mistura espectral de áreas construídas e solo exposto, ao se utilizar insumos Landsat 8-OLI com resolução espacial de 30 m. As áreas construídas incluem áreas com solo exposto captadas pelos *pixels* de 30 m, o que causa mistura espectral entre essas duas classes. Acrescenta-se que a área de estudo possui bairros que ainda não contam com pavimentação asfáltica, possuindo sistemas de arruamentos de terra batida. Esses fatos dificultam a separabilidade entre classes. Como solução, foi realizada a agregação dessas classes em um só conjunto, designada área construída/solo exposto, para a análise de mudanças do uso e cobertura do solo. A Figura 7 traz exemplos de fatores geradores da mistura espectral relatada.

Figura 7 – Confusão espectral das classes área construída e solo exposto em *pixels* de 30x30 m das imagens Landsat 8-OLI



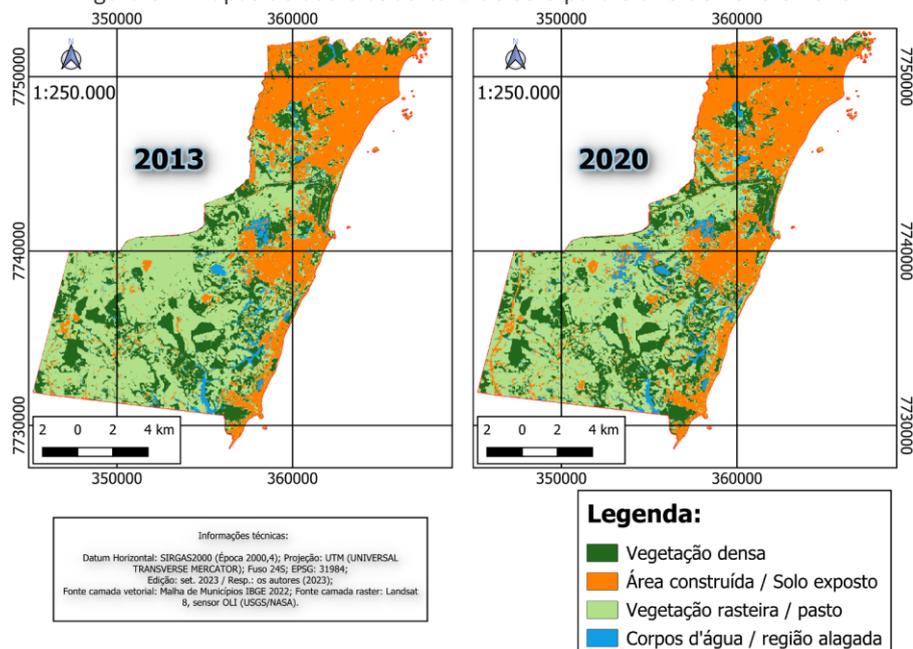
Fonte: Autoria própria (2024).

Na Figura 8 traz os mapas de uso e cobertura do solo. Percebe-se que a porção norte de Vila Velha/ES concentra a maior parte da classe área construída/solo exposto, por ser a região mais próxima da capital, Vitória/ES, e

região onde iniciou-se o desenvolvimento da cidade. Na porção centro-oeste da área de estudo, nota-se o segundo maior aglomerado da classe área construída/solo exposto, e pela comparação entre os anos de 2013 e 2020, percebe-se uma tendência de crescimento desse aglomerado em detrimento das regiões ocupadas por vegetação rasteira/pasto e vegetação densa. O mesmo fenômeno parece ocorrer na porção sul, próxima ao litoral. Na porção sudoeste, é possível a visualização do desmatamento de áreas verdes gerada pela ampliação da pista BR-101, importante trecho de passagem para escoamento de cargas e passageiros provenientes do sul ou norte do estado. Por seu turno, as áreas de agricultura e pecuária, mapeadas na classe vegetação rasteira/pasto, dominam o centro-sul do município.

Uma das mudanças na classe corpos d'água/região alagada de fácil observação está na região central da área de estudo. Percebe-se um acréscimo dessa classe, mas ressalta-se que tal mudança se deve a áreas alagadas pela combinação de fatores, como precipitação, que tem a capacidade de alterar, ainda que momentaneamente, a área ocupada por essa classe. Assim, não se observou mudanças perenes nessa classe no período, ocasionada, por exemplo, por desvios do curso de rios, represamentos e outras obras de engenharia.

Figura 8 – Mapas de uso e cobertura do solo para o ano de 2013 e 2020



Fonte: Autoria própria (2024).

MUDANÇAS NO USO E COBERTURA DO SOLO

Para a detecção de mudanças, os mapas de uso e cobertura do solo gerados pela classificação MaxVer foram empregados no cálculo das áreas ocupadas em 2013 e 2020. Calculou-se a área de cada classe de uso e cobertura do solo e a Eq. (7) (BAGWAN; GAVALI, 2023) foi utilizada para comparação e análise de mudanças ao longo do período analisado.

$$\text{Mudança} = 100 \frac{A_{2020} - A_{2013}}{A_{2013}} \quad (7)$$

em que A_{2020} é a área de uma classe de uso e cobertura do solo no ano 2020 e A_{2013} o seu homólogo no ano 2013.

A análise das mudanças de uso e cobertura do solo revelou que no ano de 2013 quase metade da área de estudo (45,06%) era composta pela classe vegetação rasteira/pasto, com uma área de 94,62 km², enquanto as áreas construídas/solo exposto correspondiam a uma área de 59,31 km², ocupando assim 28,24% da área total do município. No ano de 2020, verificou-se que a área coberta por vegetação rasteira/pasto diminuiu em cerca de 9,59%, passando a ocupar uma área de 85,54 km². A área ocupada pela vegetação densa diminuiu em cerca de 4,28% (2,09 km² de perda). Por outro lado, a classe correspondente a área construída/solo exposto experimentou o maior ganho absoluto do período, com acréscimo de cerca de 8,57 km², ou seja, 14,45% maior do que a área ocupada em 2013 (Tabela 12).

Tabela 12 – Mudanças no uso e cobertura do solo 2013-2020

Classes	2013 (km ²)	2013 (%)	2020 (km ²)	2020 (%)	Mudança 2013- 2020 (km ²)	Mudança 2013- 2020 (%)
Vegetação densa	48,80	23,23	46,71	22,24	- 2,09	- 4,28
Vegetação rasteira/pasto	94,62	45,06	85,54	40,73	- 9,08	- 9,59
Área construída / solo exposto	59,31	28,24	67,88	32,32	8,57	14,45
Corpos d'água / região alagada	7,41	3,53	10,02	4,78	2,61	35,22

Fonte: Autoria própria (2024).

Um dos possíveis fatores colaboradores das perdas de áreas verdes e ganhos das áreas construídas pode ter origem no crescimento populacional experimentado por Vila Velha/ES na última década. Conforme mostra a Tabela 13, a população residente aumentou em cerca de 12,82% entre os anos em que foram realizados censos no Brasil (IBGE, 2022), com acréscimo absoluto de mais de 50 mil novos habitantes. Isso justificaria parte do crescimento das zonas de habitação para abrigar parcela dessa população, uma vez que o rápido crescimento populacional é frequentemente considerado como um dos principais impulsionadores de mudanças no uso e cobertura do solo (WOLTEJI *et al.*, 2022).

Tabela 13 – Censo demográfico 2010 e 2022 de Vila Velha/ES

Censo	População total	Aumento (%)
2010	414.586	Ano base
2022	467.722	12,82

Fonte: Adaptado de IBGE (2022).

As mudanças entre classes para o período de 2013 a 2020 podem ser observadas na Tabela 14 e Figura 9. A análise da transição de classes possibilita aos formuladores de políticas públicas e aqueles que lidam com gestão, planejamento e desenvolvimento sustentável dos recursos do solo encontrarem as ameaças de degradação e os ajudam na tomada de decisões com o objetivo de conservação desses recursos.

Como pode-se verificar, a maior transformação entre classes ocorreu da área de vegetação rasteira/pasto para área construída/solo exposto, em uma extensão de 9,96 km². Outras transformações de impacto observadas ocorreram entre as classes de vegetação densa e vegetação rasteira/pasto, com um ligeiro ganho de área líquida para a vegetação densa, em cerca de 0,62 km². Parte dessa transformação pode ser devido à entrada em vigor do Novo Código Florestal, Lei Federal nº 12.651/2012, que estabeleceu novas regras para APP e Reservas Legais (RL) das propriedades rurais, o que influenciou mudanças de localização espacial dessas classes na área de estudo.

Tabela 14 – Transição de classes de uso e cobertura do solo do ano 2013 para 2020

De (2013)	Para (2020)	Área (km ²)
Vegetação densa	Vegetação rasteira/pasto	7,01
Vegetação densa	Área construída / Solo exposto	2,92
Vegetação densa	Corpos d'água / região alagada	1,98
Vegetação rasteira/pasto	Vegetação densa	7,63
Vegetação rasteira/pasto	Área construída / Solo exposto	9,96
Vegetação rasteira/pasto	Corpos d'água / região alagada	3,41
Área construída / Solo exposto	Vegetação densa	0,78
Área construída / Solo exposto	Vegetação rasteira/pasto	3,83
Área construída / Solo exposto	Corpos d'água / região alagada	0,73
Corpos d'água / região alagada	Vegetação densa	1,39
Corpos d'água / região alagada	Vegetação rasteira/pasto	1,08
Corpos d'água / região alagada	Área construída / Solo exposto	1,03

Fonte: Autoria própria (2024).

Figura 9 – Mapas de mudanças do uso e cobertura do solo de 2013 a 2020



Fonte: Autoria própria (2024).

CONSIDERAÇÕES FINAIS

O rápido crescimento urbano ocorrido em muitos municípios do Brasil nas últimas décadas suscita preocupações sobre as questões ambientais que o acompanham e a degradação dos seus recursos naturais. O presente estudo mostra-se importante ao permitir a preservação de dados históricos para realização de análises e comparações com outros dados, em diferentes marcos temporais, relacionados ao dinamismo do uso e cobertura do solo no Município de Vila Velha/ES. Este estudo demonstrou a utilidade da integração de imagens de SR, SIG e técnicas de PDI. O método utilizou-se de tecnologias modernas de extração de informações, aplicação do NDVI e classificação supervisionada para obtenção de classes de uso e cobertura do solo.

Imagens auxiliares disponibilizadas gratuitamente pelo Estado do Espírito Santo foram utilizadas para validação e refinamento dos resultados obtidos. A avaliação da acurácia confirmou que o método adotado foi eficaz. Nesta pesquisa, as técnicas integradas de SR e SIG foram capazes de ajudar a revelar os padrões de mudança do solo de forma quantitativa, qualitativa e caracterizar o padrão espaço-temporal das alterações ocorridas entre os anos de 2013 e 2020.

Como limitações ao estudo, cita-se a resolução espacial de 30 m das imagens Landsat 8-OLI. Esse padrão de imagem é ideal para estudos em escalas pequenas e médias (com ressalvas), como no caso desse trabalho, desenvolvido na escala topográfica de 1:250.000, mas não é apropriado para investigações detalhadas (escalas grandes). O tamanho de *pixel* no terreno de 30x30 m, em algumas regiões, como nas áreas construídas, que possuem uma grande heterogeneidade de objetos, impede que feições menores sejam observadas, gera mistura espectral e resulta em erros indesejáveis. Para estudos futuros sobre a temática, recomenda-se que sejam realizadas análises com imagens CBERS 04A (maior resolução espacial, 2 m) ou Sentinel 2 (10 m).

Use of SR and GIS in the temporal evaluation of changes in land use and cover in the municipality of Vila Velha/ES - 2013 to 2020

ABSTRACT

The expansion of urban areas and anthropogenic constructions, in part due to rapid population growth in recent decades, has led to significant changes in the environment of municipalities in Brazil. The analysis of land use and land cover has been used in studies with Remote Sensing (SR) images to verify the destination given to land in different areas. This analysis involves identifying and categorizing different types of land use and land cover within a study area and describes the transition or change from one type to another. In the present work, a methodology was used that allowed us to verify the changes that occurred in the municipality of Vila Velha, state of Espírito Santo, in the period from 2013 to 2020, totaling a time lapse of seven years. To operationalize the analysis, images from the Landsat 8 satellite, OLI sensor, with 30 m of spatial resolution, were used. These images were processed to obtain the NDVI and the classification supervised by means of the Maximum Likelihood algorithm (MaxVer), implemented in the QGIS SCP Plugin. Images from the KOMPSAT 3/3A satellite, with a spatial resolution of 0.5 m, were used for subsequent validation of the results obtained, along with orthoimages from the Espírito Santo Mapping Project, obtained by aerial photogrammetric survey, with a spatial resolution of 0.25 m, carried out from 2012 to 2015. In the reporting period, there was an increase in built-up areas, while areas linked to agriculture and dense vegetation decreased in total extent, which allowed us to infer the continuity of the advance of urban areas over green areas in the last decade.

KEYWORDS: LULC. Supervised Classification. NDVI. Remote Sensing. Geographic Information System.

REFERÊNCIAS

ATEF, I.; AHMED, W.; MAGUID, R. H. A. Modelling of land use land cover changes using machine learning and GIS techniques: a case study in El-Fayoum Governorate, Egypt. **Environ Monit Assess**, v. 195, 637, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10661-023-11224-7>.

BAGYARAJ, M.; SENAPATHI, V.; KARTHIKEYAN, S.; CHUNG, S. Y.; KHATIBI, R.; NADIRI, A. A.; LAJAYER, B. A. A study of urban heat island effects using remote sensing and GIS techniques in Kancheepuram, Tamil Nadu, India. **Urban Climate**, [S. l.], v. 51, 101597, ISSN 2212-0955, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2023.101597>.

BAGWAN, W. A.; GAVALI, R. S. Dam-triggered Land Use Land Cover change detection and comparison (transition matrix method) of Urmodi River Watershed of Maharashtra, India: A Remote Sensing and GIS approach. **Geology, Ecology, and Landscapes**, [S. l.], 7(3), p. 189-197, 2023. DOI: [10.1080/24749508.2021.1952762](https://doi.org/10.1080/24749508.2021.1952762).

BOUZEKRI, A.; ALEXANDRIDIS, T. K.; TOUFIK, A.; REBOUH, N. Y.; CHENCHOUNI, H.; KUCHER, D.; DOKUKIN, P.; MOHAMED, E. S. Assessment of the spatial dynamics of sandy desertification using remote sensing in Nemamcha region (Algeria). **The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science**, [S. l.], v. 26, n. 3, ISSN 1110-9823, p. 642-653, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2023.07.006>.

CHAKMA, M.; HAYAT, U.; MENG, J.; HASSAN, M. A. An Assessment of Landscape and Land Use/Cover Change and Its Implications for Sustainable Landscape Management in the Chittagong Hill Tracts, Bangladesh. **Land**, [S. l.], v. 12, 1610, 2023. DOI: <https://doi.org/10.3390/land12081610>.

COHEN, J. A coefficient of agreement for nominal scales. **Educational and Psychological Measurement**, [S. l.], v. 20, p. 37-46, 1960. DOI: <https://doi.org/10.1177/001316446002000104>.

CONGALTON, R. G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. **Remote Sensing of Environment**, [S. l.], v. 37, n. 1, p. 35-46, 1991. Disponível em: https://www.academia.edu/3182836/A_review_of_assessing_the_accuracy_of_classifications_of_remotely_sensed_data. Acesso em: 15 set. 2023.

CONGEDO, L. Semi-Automatic Classification Plugin: A Python tool for the download and processing of remote sensing images in QGIS. **Journal of Open Source Software**, [S. l.], v. 6, n. 64, 3172, 2021. DOI: <https://doi.org/10.21105/joss.03172>.

DAMTEW, Y. T.; VERBEIREN, B.; AWOKE, A.; TRIEST, L. Satellite Imageries and Field Data of Macrophytes Reveal a Regime Shift of a Tropical Lake (Lake Ziway, Ethiopia). **Water**, v. 13, 2021. DOI. <https://doi.org/10.3390/w13040396>.

DAREM, A. A.; ALHASHMI, A. A.; ALMADANI, A. M.; ALANAZI, A. K.; SUTANTRA, G. A. Development of a map for land use and land cover classification of the Northern Border Region using remote sensing and GIS. **The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science**, [S. l.], v. 26, n. 2, p. 341-350, ISSN 1110-9823, 2023. DOI. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2023.04.005>.

ENOH, M. A.; NJOKU, R. E.; OKEKE, U. C. Modeling and mapping the spatial-temporal changes in land use and land cover in Lagos: A dynamics for building a sustainable urban city. **Advances in Space Research**, [S. l.], v. 72, n. 3, p. 694-710, ISSN 0273-1177, 2023. DOI. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2022.07.042>.

GARILLI, E.; BRUNO, N.; AUTELITANO, F.; RONCELLA, R.; GIULIANI, F. Automatic detection of stone pavement's pattern based on UAV photogrammetry. **Automation in Construction**, v. 122, n. 14, 2021. DOI. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103477>.

GIDEY, E.; MHANGARA, P. An Application of Machine-Learning Model for Analyzing the Impact of Land-Use Change on Surface Water Resources in Gauteng Province, South Africa. **Remote Sens**, [S. l.], v. 15, 4092, 2023. DOI. <https://doi.org/10.3390/rs15164092>.

HAI, F. A. E.; OUADIF, L.; AKHSSAS, A. Monitoring Land Use and Land Cover Change Using Remote Sensing Techniques and the Precipitation-Vegetation Indexes in Morocco. **Ecological Engineering & Environmental Technology**, [S. l.], v. 24, n. 1, p. 272-286, 2023. DOI. [10.12912/27197050/154937](https://doi.org/10.12912/27197050/154937).

HERNÁNDEZ, L. H.; SIERRA, P. A.; LOZANO, L. B.; REYES, U. J. S.; SÁNCHEZ, A. Y. R.; GRACIA, J. F. Patterns of Change and Successional Transition in a 47-Year Period (1973-2020) in Rangelands of the Tamaulipan Highlands, Northeastern Mexico. **Forests**, [S. l.], v. 14, 815, 2023. DOI. <https://doi.org/10.3390/f14040815>.

HUDA, N.; MAHMOOD, S.; SAJJID, R.; AHAMAD, M. I. Spatio-temporal analysis of river channel pattern in lower course of River Ravi using GIS and remote sensing. **Appl Geomat**, [S. l.], v. 15, p. 759-772, 2023. DOI. <https://doi.org/10.1007/s12518-023-00519-6>.

HUSSAIN, S.; KARUPPANNAN, S. Land use/land cover changes and their impact on land surface temperature using remote sensing technique in district Khanewal, Punjab Pakistan. **Geology, Ecology, and Landscapes**, [S. l.], v. 7, n. 1, p. 46-58, 2023. DOI. [10.1080/24749508.2021.1923272](https://doi.org/10.1080/24749508.2021.1923272).

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). **Censo Demográfico**. 2022. Disponível em: https://ftp.ibge.gov.br/Censos/Censo_Demografico_2022/Previa_da_Populacao/POP2022_Municipios_20230622.pdf. Acesso em: 08 set. 2023.

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). **Portal Cidades do Brasil**. 2023. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/es/vila-velha/panorama>. Acesso em: 24 set. 2023.

JUÁREZ, E. B. P.; MARTÍNEZ, J. O. L.; STEFANONI, J. L. H.; NUÑEZ, H. H. Impact of Urban Land-Cover Changes on the Spatial-Temporal Land Surface Temperature in a Tropical City of Mexico. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, v. 10, n. 2, 2021. DOI. <https://doi.org/10.3390/ijgi10020076>.

KATUSIIME, J.; SCHÜTT, B.; MUTAI, N. The relationship of land tenure, land use and land cover changes in Lake Victoria basin. **Land Use Policy**, [S. l.], n. 126, 106542, 2023. DOI. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2023.106542>.

NÚÑEZ, C. M.; PRENTICE, R. M.; NAVAS, V. G. Land-use diversity predicts regional bird taxonomic and functional richness worldwide. **Nature Communications**, [S. l.], v. 14, 1320, 2023. DOI. <https://doi.org/10.1038/s41467-023-37027-5>.

PASTERNAK, M.; PAWLUSZEK-FILIPIAK, K. The evaluation of spectral vegetation indexes and redundancy reduction on the accuracy of crop type detection. **Applied Sciences**, [S. l.], v. 12, n. 10, 5067, 2022. DOI. <https://doi.org/10.3390/app12105067>.

RAGINI, H. R.; DEBNATH, M. K.; GUPTA, D. S.; DEB, S.; AJITH S. Modelling and Monitoring Land Use: Land Cover Change Dynamics of Cooch Behar District of West Bengal using Multi-Temporal Satellite Data. **Agric Res**, [S. l.], 2023. DOI. <https://doi.org/10.1007/s40003-023-00657-8>.

ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; DEERING, D. W.; SCHELL, J. A.; HARLAN, J. C. **Monitoring the Vernal Advancement and Retrogradation (Green Wave Effect) of Natural Vegetation**. NASA/GSFC Type III Final Report. Greenbelt, MD, 1974. 371 p. Disponível em: <https://ntrs.nasa.gov/citations/19740022555>. Acesso em: 15 set. 2023.

SANDOVAL, S.; FLORES, J. G. E.; MUNIR, M. B. Urbanization and its impacts on land surface temperature and sea surface temperature in a tourist region in Mexico from 1990 to 2020. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, [S. l.], v. 32, 101046, ISSN 2352-9385, 2023. DOI. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2023.101046>.

SEYAM, M. H.; HAQUE, R.; RAHMAN, M. Identifying the land use land cover (LULC) changes using remote sensing and GIS approach: A case study at Bhaluka in Mymensingh, Bangladesh. **Case Studies in Chemical and Environmental Engineering**, [S. l.], v. 7, 100293, ISSN 2666-0164, 2023. DOI. <https://doi.org/10.1016/j.cscee.2022.100293>.

SHETA, M. H.; KAFRAWY, S. B.; SALAMA, A. M.; BEHEARY, M. S.; ZAGHLOUL, S. A. Spatiotemporal modelling for assessing the impacts of land use/land cover on Idku lake, Egypt. **Model. Earth Syst. Environ.**, [S. l.], v. 9, p. 1923-1936, 2023. DOI. <https://doi.org/10.1007/s40808-022-01599-w>.

STORY, M.; CONGALTON, R. G. Accuracy assessment: a user's perspective. **Photogramm. Eng. Remote. Sens**, [S. l.], v. 52, n. 3, p. 397-399, 1986. Disponível em: https://www.asprs.org/wpcontent/uploads/pers/1986journal/mar/1986_mar_397-399.pdf. Acesso em: 16 set. 2023.

TARIQ, A.; MUMTAZ, F.; MAJEED, M.; ZENG, X. Spatio-temporal assessment of land use land cover based on trajectories and cellular automata Markov modelling and its impact on land surface temperature of Lahore district Pakistan. **Environ Monit Assess**, v. 195, 114, 2023. DOI. <https://doi.org/10.1007/s10661-022-10738-w>.

THERES, B. L.; SELVAKUMAR, R. Comparison of landuse/landcover classifier for monitoring urban dynamics using spatially enhanced landsat dataset. **Environmental Earth Sciences**, [S. l.], v. 81, n. 5, 142 p., 2022. DOI. <https://doi.org/10.1007/s12665-022-10242-x>.

THIEN, B. B.; PHUONG, V. T. Using Landsat satellite imagery for assessment and monitoring of long-term forest cover changes in Dak Nong province, Vietnam. **Geographica Pannonica**, [S. l.], v. 27, p. 69-82, 2023. DOI. 10.5937/gp27-41813.

THIEN, B. B.; PHUONG, V. T.; HUONG, D. T. Detection and assessment of the spatio-temporal land use/cover change in the Thai Binh province of Vietnam's Red River delta using remote sensing and GIS. **Modeling Earth Systems and Environment**, [S. l.], v. 9, n. 2, p. 2711-2722, 2023. DOI. <https://doi.org/10.1007/s40808-022-01636-8>.

THIEN, B. B.; YACHONGTOU, B.; PHUONG, V. T. Long-term monitoring of forest cover change resulting in forest loss in the capital of Luang Prabang province, Lao PDR. **Environ Monit Assess**, [S. l.], v. 195, 947, 2023. DOI. <https://doi.org/10.1007/s10661-023-11548-4>.

WEI, S.; DONG, Y.; QIU, Y.; LI, B.; LI, S.; DONG, C. Temporal and spatial analysis of vegetation cover change in the Yellow River Delta based on Landsat and MODIS

time series data. **Environ Monit Assess**, [S. l.], v. 195, 1057, 2023. DOI. <https://doi.org/10.1007/s10661-023-11652-5>.

WOLTEJI, B. N.; BEDHADHA, S. T.; GEBRE, S. L.; ALEMAYEHU, E.; GEMEDA, D. Multiple indices based agricultural drought assessment in the Rift Valley Region of Ethiopia. **Environ Challenges**, [S. l.], v. 7, 100488, 2022. DOI. <https://doi.org/10.1016/j.envc.2022.100488>.

Recebido: 23 mai. 2024

Aprovado: 06 nov. 2024

DOI: 10.3895/rbgeo.v12n2.18612

Como citar: DALMONECH, R. F.; SILVA, T. A.; PADILHA, T. K; PASSOS, J. B.; SILVANO, T. P. Emprego de SR e SIG na avaliação temporal das mudanças do uso e cobertura do solo no município de Vila Velha/ES - 2013 a 2020. **R. bras. Geom.**, Curitiba, v. 12, n. 2, p. 255-281, jul./dez. 2024. 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.

