



MINISTÉRIO DA CIÊNCIA E TECNOLOGIA
INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS



MAPEAMENTO DAS ÁREAS VERDES DOS BAIROS CAMPOS DE SÃO JOSÉ E MARIANA II, UTILIZANDO CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS: UMA PARCERIA COM ECOMUSEU DE SÃO JOSÉ DOS CAMPOS, SP

RELATÓRIO FINAL DO PROJETO DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA (PIBIC/CNPq/INPE)

Filipe Augusto Silva Dos Santos (UNESP, Bolsista PIBIC/CNPq).E-mail:
filipe.a.santos@unesp.br

Dra. Jussara de Oliveira Ortiz (INPE-DIOTG, Orientadora). E-mail: jussara.ortiz@inpe.br

Msc. René Antonio Novaes Junior (INPE-DIOTG, Coorientador). E-mail:
rene.junior@inpe.br

INPE

São José dos Campos

Agosto de 2023

RESUMO

A cidade de São José dos Campos, na Zona Leste, cresce em cima de rios, ribeirões e nascentes, o que impacta a flora, a fauna e reduz a permeabilidade do solo. Para amenizar o impacto ambiental deste crescimento urbano são necessárias ações de planejamento com foco em sustentabilidade e neste sentido, a Refinaria Henrique Lage (REVAP/PETROBRAS), em São José dos Campos, mantém uma política de Responsabilidade Social Corporativa, fomentando o diálogo com as comunidades no entorno da refinaria e patrocinando projetos socioambientais. Um destes projetos é o Ecomuseu, com o propósito de provocar exercício de cidadania nos bairros selecionados, a fim de garantir a manutenção dos ecossistemas nestes ambientes. Neste contexto, o Laboratório de Aplicação de Dados Espaciais em Apoio à Sociedade (LADES/INPE) foi procurado com objetivo principal de auxiliar o Ecomuseu na elaboração de um banco de dados para o mapeamento das áreas verdes e da vegetação como um todo. A constituição do banco de dados se baseia na aplicação de métodos de processamento digital de imagens do satélite CBERS-4, livre de custo, em ambiente de Sistemas de Informações Geográficas (SIG) para parte da área definida pela REVAP, com padrões de paisagem diferentes. Foram utilizados para mapeamento da vegetação os seguintes métodos: Índice de Vegetação Normalizado (NVDI), apresentando índice de concordância kappa fraco a moderado, variando entre 0,22 e 0,45; classificador por Máxima verossimilhança (Maxver), com kappa variando de 0,42 a 0,68 e classificador supervisionado por regiões Bhattacharya, com kappa variando de 0,36 a 0,71. Além das imagens e classificações da vegetação, o Banco de Dados também conta com o traçado do corredor ecológico, em ambiente SIG, para um macaquinho em perigo de extinção (*Callithrix Aurita*), efetuado sobre o mapeamento da vegetação da microbacia do Alambari. Este mapeamento foi realizado com o classificador supervisionado por regiões (Bhattacharya) e apresentou índice Kappa de 0,71. O Banco de Dados com os resultados obtidos, as imagens e a metodologia será repassado para os técnicos do Ecomuseu, de modo que a cada nova área, tenham condições de escolher o melhor método a ser usado. Os resultados nas áreas avaliadas mostraram que a escolha de um método deve considerar a capacidade de discriminação dos diferentes alvos e, também, o custo/benefício do trabalho para obter um bom desempenho da classificação. Assim, quando se trata de pequenas áreas de análise, como é o caso dos bairros analisados, muitas vezes, um método híbrido de classificação digital com correções onde for necessário, pode ser satisfatório se o custo benefício da correção não for elevado. Caso contrário, a interpretação visual, com o conhecimento que os técnicos já possuem da área, pode ser a melhor opção, com resultados de qualidade e poucos erros.

Palavras-chave: Área verde, Classificação de Imagens, IAV, Sensoriamento Remoto, Ecomuseu.

LISTA DE FIGURAS

	<u>Pág.</u>
Figura 01: Localização da área de estudo. Fonte: Autor	16
Figura 02: Fluxograma das etapas metodológicas. Fonte: Autor	17
Figura 03: Áreas das microbacias referentes à atuação do Ecomuseu. Fonte: Autor	20
Figura 04: Possíveis corredores ecológicos para a espécie do macaco <i>Callithrix aurita</i> , na APP da bacia do Alambari - SP . Fonte: Autor	21
Figura 05: Mapas de vegetação com a verdade terrestre e com classificador MaxVer, dos bairros Campos de São José e Mariana II. Fonte: Autor	23
Figura 06: Comparação com classificador NDVI com a verdade terrestre dos bairros Campos de São José e Mariana II. Fonte: Autor	25
Figura 07: Comparação com classificador Bhattacharya com a verdade terrestre dos bairros Campos de São José e Mariana II. Fonte: Autor	26
Figura 08: Comparação com classificador de máxima verossimilhança com a verdade terrestre do bairro Chácara São José. Fonte: Autor	29
Figura 09: Comparação com classificador NDVI com a verdade terrestre do bairro Chácara São José. Fonte: Autor	30
Figura 10: Comparação com classificador Bhattacharya com a verdade terrestre do bairro Chácara São José. Fonte: Autor	32
Figura 11: Omissão do solo exposto. Fonte: Autor	32
Figura 12: Comparação com classificador de máxima verossimilhança com a verdade terrestre do bairro Pousada do Vale. Fonte: Autor	35
Figura 13: Comparação com classificador NDVI com a verdade terrestre do bairro Pousada do Vale. Fonte: Autor	36
Figura 14: Comparação com classificador Bhattacharya com a verdade terrestre do bairro Pousada do Vale. Fonte: Autor	38
Figura 15: Comparação com classificador de máxima verossimilhança com a verdade terrestre do bairro Vista Verde. Fonte: Autor	40
Figura 16: Comparação com classificador NDVI com a verdade terrestre do bairro Pousada do Vale. Fonte: Autor	42
Figura 17: Comparação com classificador Bhattacharya com a verdade terrestre do bairro Vista Verde. Fonte: Autor	43
Figura 18: Gráfico da correlação do índice kappa ao classificador. Fonte: Autor	46

LISTA DE TABELAS

	<u>Pág.</u>
Tabela 01: Comprimentos de onda, bandas CBERS 04A. Fonte: INPE (2019).	12
Tabela 02: Descrição das classes de vegetação. Fonte: Produção do autor (2023).	17
Tabela 03: Exemplo de matriz de erros. Fonte: Produção do autor (2023)	18
Tabela 04: Valores de concordância do índice Kappa para classificação. Fonte: (Adaptado de Galparsoro e Fernández (2022)	19
Tabela 05: Área das classes dos bairros Mariana II e Campos São José. Fonte: Produção do autor (2023).	22
Tabela 06: Matriz de erros Campos de SJC e Mariana II - Máxima Verossimilhança. Fonte: Produção do autor (2023).	23
Tabela 07: Matriz de erros Campos de SJC e Mariana II-NDVI. Fonte: Produção do autor (2023) .	26
Tabela 08: Matriz de erros Campos de SJC e Mariana II - Bhattacharya. Fonte: Produção do autor .	27
Tabela 09: Erros de inclusão e omissão para cada classificador. Fonte: Produção do autor.	28
Tabela 10: Área das classes do bairro Chácara São José. Fonte: Produção do autor.	28
Tabela 11: Matriz de erros Chácara São José - Máxima Verossimilhança. Fonte: Produção do autor.	29
Tabela 12: Matriz de erros Chácara São José - NDVI. Fonte: Produção do autor.	31
Tabela 13: Matriz de erros Chácara São José-Bhattacharya. Fonte: Produção do autor.	33
Tabela 14: Erros de inclusão e omissão para cada classificador. Fonte: Produção do autor.	34
Tabela 15: Área das classes do bairro Pousada do Vale. Fonte: Produção do autor.	34
Tabela 16: Matriz de erros Pousada do Vale - Máxima Verossimilhança. Fonte: Produção do autor.	36
Tabela 17: Matriz de erros Pousada do Vale - NDVI. Fonte: Produção do autor.	37
Tabela 18: Matriz de erros Pousada do Vale - Bhattacharya. Fonte: Produção do autor.	39
Tabela 19: Erros de inclusão e omissão para cada classificador. Fonte: Produção do autor.	39
Tabela 20: Área das classes do bairro Vista Verde. Fonte: Produção do autor.	40
Tabela 21: Matriz de erros Vista Verde - Máxima Verossimilhança. Fonte: Produção do autor.	41
Tabela 22: Matriz de erros Vista Verde - NDVI. Fonte: Produção do autor.	43
Tabela 23: Matriz de erros Vista Verde - Bhattacharya. Fonte: Produção do autor.	44
Tabela 24: Erros de inclusão e omissão para cada classificador. Fonte: Produção do autor.	45
Tabela 25: Índice Kappa e Exatidão Global de cada bairro considerando o respectivo classificador. Fonte: Produção do autor.	46

SUMÁRIO

	<u>Pág.</u>
1-INTRODUÇÃO	07
1.1-Contextualização do trabalho com o Ecomuseu Campos de São José	08
2-FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	10
2.1-Conceito Ecomuseu.	10
2.2-Sensoriamento Remoto na classificação da vegetação	10
2.2.1- Imagens de sensoriamento remoto.	10
2.2.2 - Classificação de imagens.	12
2.2.2.1 - Sobre NDVI	14
3-MATERIAL E MÉTODOS	15
3.1-Área de Estudo.	15
3.2- Procedimentos metodológicos	16
4-RESULTADOS E DISCUSSÃO	20
4.1- Bairros Campos de São José e Mariana II	22
4.2- Bairro Chácara São José	28
4.3- Pousada do Vale	34
4.4- Vista Verde	40
5-CONSIDERAÇÕES FINAIS	47
6-REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	48

1. INTRODUÇÃO.

O Laboratório de Aplicação de Dados Espaciais em Apoio à Sociedade – LADES faz parte do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) e tem como propósito a difusão de conhecimentos científicos para subsidiar tomadas de decisões quanto à reorganização territorial, contribuindo para construção de uma governança democrática, sob a ótica da ciência cidadã, que visa aproximar o cidadão do conhecimento científico e, neste sentido, exercitar cidadania.

Neste sentido, o LADES/INPE foi contatado para contribuir com o uso de geotecnologias no projeto Ecomuseu. O projeto Ecomuseu faz parte de uma iniciativa da Petrobrás, que tem cunho socioambiental, com atuação nas comunidades próximas às suas unidades. Através da REVAP (Refinaria Henrique Lage) de São José dos Campos-SP, 23 bairros na Zona Leste e parte da Zona Sudeste foram escolhidos como área de atuação do Projeto Ecomuseu.

A finalidade do projeto Ecomuseu é salvaguardar os usos e costumes tradicionais dos moradores do local, das comunidades envolvidas. As ações previstas visam incentivar os ‘saberes’ e ‘fazeres’ da comunidade, bem como estimular o uso sustentável dos recursos disponíveis. O projeto Ecomuseu dos Campos de São José é uma realização do CECP (Centro de Estudos da Cultura Popular) com apoio da Prefeitura de São José dos Campos em parceria com a Petrobras por meio do Programa Petrobras Socioambiental (PMSJC, 2014).

A parceria entre LADES/INPE e Ecomuseu/CECP tem por objetivo principal colaborar na elaboração de um banco de dados com imagens de satélite, distribuídas gratuitamente pelo INPE, além de auxiliar no estabelecimento de metodologia que seja facilmente replicável para mapeamento da vegetação nas áreas de interesse.

Na primeira fase do trabalho o banco de dados começou a ser constituído. Foram utilizadas imagens dos satélites CBERS 4A e RapidEye para mapear áreas verdes nos bairros dos Campos de São José e Mariana II e gerar um Índice de área verde por habitante, por meio de uma metodologia replicável, combinando métodos de geoprocessamento e técnicas de processamento automático de imagens, integrados a sistemas de informações geográficas.

Este relatório apresenta a continuidade da elaboração do banco de dados para o Ecomuseu, para mais cinco bairros dentre os definidos pela REVAP, para atingir o objetivo geral, de modo que os seguintes objetivos específicos foram traçados para o mapeamento da vegetação:

- Avaliar a aplicabilidade do método supervisionado de classificador digital de imagens por regiões, com a distância de Bhattacharya;
 - Avaliar a aplicabilidade do método supervisionado de classificação digital de imagens pixel a pixel, com ponderação de distância por máxima verossimilhança, MAXVER;
 - Avaliação do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada, NDVI, para discriminar áreas de vegetação;
 - Interpretação visual de imagens;
- Avaliação dos mapeamentos obtidos utilizando matriz de confusão e índice kappa.

Este trabalho também apresenta o traçado de um corredor ecológico, que foi solicitado pelo Ecomuseu. Na área de mata mais preservada, entre os bairros Campos de São José e Mariana I e II, segundo dados do Ecomuseu, é possível encontrar o Sagui-da-Serra-Escuro, um macaquinho de porte pequeno, endêmicas à Mata Atlântica, em situação de perigo de extinção, cujo nome científico é *Callithrix aurita*. Foi considerado importante, no decorrer do projeto, o traçado da área de interesse para formação de corredor de mata, onde o macaquinho foi visto visitando árvores.

Para o tal traçado foi considerada apenas a microbacia do alambari, como forma de se destacar o olhar a um ponto específico, com a possibilidade de aumentar a proporção do corredor ecológico com o tempo.

Como resultado deste trabalho, o Ecomuseu dispõe de um banco de dados, em ambiente SIG, com as imagens de satélite utilizadas, mapas de vegetação de alguns bairros que possibilitam o entendimento dos métodos de classificação de imagens empregando-se o mapa com traçado do corredor ecológico para o *Callithrix aurita*. O conjunto de dados obtido deve subsidiar suas atividades, possibilitando avaliações temporais para acompanhamento destas áreas nos bairros e, que posteriormente, terão a metodologia replicada nos demais bairros que fazem parte do projeto.

1.1 Contextualização do trabalho com Ecomuseu Campos de São José

O texto a seguir visa proporcionar melhor entendimento sobre o projeto Ecomuseu e foi escrito pela coordenadora do projeto Ecomuseu, Maria Siqueira Santos: “a cidade na Zona Leste de São José de São José dos Campos cresce em cima de rios, ribeirões e nascentes, impacta flora e fauna, reduz a permeabilidade do solo e colabora com o aumento de emissões de CO₂ na atmosfera. Esse impacto ambiental inerente à

urbanização precisa ser, todavia, amenizado. É urgente repensar o planejamento urbano e reconsiderar as possibilidades de equilíbrio entre os grupos humanos urbanos e o ambiente natural em que eles vivem, a fim de sermos capazes de trilhar com sucesso o caminho da sustentabilidade humana sobre a Terra. Não é apenas uma mudança institucional, legislativa que precisa ser feita. Seria simples. Precisamos nós, sociedade, mudar nossa relação com o planeta, precisamos repensar o modelo de gestão do lixo, aprender a armazenar recursos naturais para uso doméstico, como a água da chuva, experimentar em escala familiar o cultivo orgânico de alimentos, repensar os usos dos parques públicos e demais espaços verdes, entender a importância dos rios, das matas, encantar-nos com os animais. Precisamos nos exercitar enquanto cidadãos responsáveis pelo nosso território, começando pela vizinhança, pelo bairro, pelo patrimônio local. O Ecomuseu, enquanto uma Tecnologia Social é um instrumento capaz de provocar este exercício de cidadania, essa nova atitude do homem em relação ao coletivo, ao território. Na área leste do município é por onde correm os afluentes do rio Paraíba do Sul de sua margem direita. Embora não sejam rios de grande volume de água, têm importância porque percorrem toda a malha urbana e constituem grande parte do sistema de drenagem e esgotamento do município”.

Segundo dados da Prefeitura de SJC, “os de maior destaque são os rios Comprido, Pararangaba e Alambari, além dos córregos Vidoca, Senhorinha e Cambuí”. A área de atuação que está sendo proposta para execução desse projeto abrange bairros por onde passam três microbacias citadas: a do Pararangaba, a do Alambari e a do Cambuí.

Esses locais, embora ambientalmente importantes, são normalmente percebidos pelos moradores como áreas de problemas socioambientais, onde ocorrem despejos de entulhos nas margens degradadas dos rios, assoreamentos, despejos de esgotos, além da sensação de insegurança dos moradores do entorno da mata, a presença de gado nas ruas do bairro para pastarem à beira do rio, a falta de manutenção da Prefeitura em relação à vegetação.

Ainda de acordo com Maria Siqueira Santos, certamente trata-se de uma questão de gestão pública, porém, também, a comunidade é responsável pela degradação ambiental quando joga o entulho no território, despeja o esgoto no rio ou põe fogo no mato. Sabe-se que é necessário o envolvimento dos variados atores sociais para que as transformações mais estruturais aconteçam no âmbito ambiental, pois, trata-se, no que diz respeito ao cotidiano das comunidades, de uma mudança cultural duradoura.

É preciso o envolvimento das empresas privadas, das instituições do 3º setor, da

gestão pública, das instituições de ensino, de saúde, do meio ambiente, das lideranças espontâneas locais, do morador comum, dos jovens, adolescentes e crianças. O projeto Ecomuseu dos Campos de São José, por meio de sua ampla e descentralizada atuação, objetiva alcançar, com seu Programa de Educação Ambiental e Patrimonial, todos esses grupos que compõem as comunidades. Atuando tanto em espaço físico próprio como em parceria com instituições da Zona Leste, realizando ações de campo em 17 bairros e promovendo ações nos territórios conforme a demanda levantada.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Conceito de Ecomuseu

“Ecomuseus são museus cuja preocupação é a resolução das necessidades do grupo, não havendo qualquer preocupação com um público; não são museus para serem visitados, o que não impede que isso aconteça, mas para serem vividos no cotidiano pelos partícipes das sociedades que os construíram. De certa forma, a ideia de patrimônio global responde pela definição desses museus: a própria vida, natural e cultural, é o patrimônio maior a preservar. Como processar tudo isso? Identificando esse patrimônio, pesquisando sobre ele, inventariando-o e comunicando-o para que cada vez mais seja percebido assim pela sociedade e assumido responsabilmente por ela. Por fim, transmitindo-o, reciclado e transformado, às gerações futuras. São museus que se reconhecem como museus, pois coletam, pesquisam, inventariam e comunicam memórias – representadas pelo patrimônio – e as preservam, transformando-as ou recriando-as, transmitindo-as para a posteridade para que em algum outro momento de sua história possam ser utilizadas em benefício das sociedades (Priosti & Priosti, 2013; APUD Santos, 2020)”.

O Ecomuseu adquire uma função educativa, ao viabilizar que os sujeitos envolvidos possam desenvolver o senso crítico, ou seja, o Ecomuseu “educa” através da conscientização e da reflexão (Wild, 2017).

2.2 Sensoriamento Remoto na classificação da vegetação

2.2.1 Imagens de sensoriamento remoto

Sensoriamento remoto foi definido por Novo (1998) como a utilização de sensores para a aquisição de informações sobre objetos ou fenômenos sem que haja contato direto entre eles e Figueiredo (2005) apresenta o conceito como processo de

captação de informações dos fenômenos e feições terrestres, por meio de sensores, sem contato direto com os mesmos, associado a metodologias e técnicas de armazenamento, tratamento e análise destas informações.

A aquisição de imagens de sensoriamento remoto pode ser feita em diversos catálogos, como, por exemplo, o *United States Geological Survey* (USGS) e a Divisão de Geração de Imagens do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (DGI/INPE). É essencial que o analista, no processo de aquisição, tenha o conhecimento de sua área de estudo, da escala de tempo que se deseja analisar e, ainda, inferir escalas de resolução espacial para assim escolher quais sensores e satélites devem ser utilizados para o projeto.

A análise de imagens de satélite engloba diversos procedimentos, com o objetivo de melhor extrair informações, como por exemplo, realçar o contraste entre feições, obter maiores resoluções espaciais, criar índices que valorizam determinados alvos e classificar alvos em uma cena. Deste modo, é possível gerar mapas temáticos e efetuar análises que podem conter informações voltadas à restauração ou monitoramento de áreas naturais, entre outras áreas de interesse.

Neste trabalho o interesse está em imagens que sejam disponibilizadas sem custo de aquisição. O satélite de sensoriamento remoto de CBERS 04A é um produto da parceria entre Brasil e China, sendo o INPE o órgão responsável no Brasil. Opera no espectro do visível, com resoluções espaciais que variam de 2 a 60 metros, conforme mostra a Tabela 01 abaixo. O conjunto de sensores, câmeras imageadoras, sistemas, entre outros subsistemas é composto por: Câmeras Multiespectrais e Pancromática de Ampla Varredura (WPM); Câmera Multiespectral (MUX); Câmera imageadora de Campo Largo (WFI); Transmissor de Dados de Imagem (DTS) para as câmeras MUX, a WFI e WPM; Gravador de Dados Digital (DDR); Sistema de Coleta de Dados (DCS); Monitor do Ambiente Espacial (SEM) (INPE, 2019).

O sensor WPM nível L4 faz parte das principais câmeras do satélite, com resolução espacial de 8 metros, o qual, com sua banda pancromática, pode chegar a resolução de 2 metros. Outras especificações dizem respeito à largura da faixa imageada de 92 km, com cinco bandas, variando seus comprimentos de onda de 0,45 até 0,90 μ m, como pode ser visto, também, na tabela a seguir, referente aos comprimentos de onda (INPE, 2019).

Tabela 01: Comprimentos de onda e bandas CBERS 04A

Bandas	Comprimento de Onda (μm)	Resolução (m)
Azul	0,45-0,52	8
Verde	0,52-0,59	8
Vermelho	0,63-0,69	8
Infravermelho Próximo	0,77-0,89	8
Pancromático	0,45-0,90	2

Fonte: Adaptado de INPE (2019).

Embora tenhamos usado imagens de outros satélites (Sentinel e RapidEye) na fase anterior do trabalho, nesta etapa apenas imagens do CBERS 4A, com 8 metros de resolução espacial, foram utilizadas para o mapeamento da vegetação.

2.2.2 Classificação de Imagens

Um mapa temático mostra a distribuição espacial de características identificáveis na superfície da terra e a classificação de imagens é um meio usado para produzir mapas temáticos a partir de imagens de satélite, com o intuito de gerar mapas temáticos. A análise de imagens digitais pode ser efetuada através de interpretação visual, diretamente na tela, observando as características dos alvos, contando com o conhecimento do fotointérprete. No entanto, a classificação automática pode tornar o processo de interpretação mais rápido, em especial para o mapeamento de áreas grandes.

A classificação digital é o processo de extração de informação em imagens para reconhecer padrões e objetos homogêneos que são utilizados em Sensoriamento Remoto para mapear áreas da superfície terrestre que correspondem aos temas de interesse. O processo de classificação automática de imagens requer o reconhecimento da assinatura espectral das classes. Esta etapa é conhecida como Treinamento. Existem basicamente duas formas de treinamento: supervisionado e não supervisionado.

Quando o usuário utiliza algoritmos para reconhecer as classes presentes na imagem, o treinamento é dito não supervisionado, não requer a identificação de padrões

por parte do analista. O algoritmo define as classes com base em regras estatísticas para definir as classes. No treinamento o usuário dispõe de informações que permitem a identificação de uma classe de interesse (INPE, 2023), são conhecidas como amostras das classes. O analista indica ao algoritmo, com as amostras, quais padrões de níveis de cinza na imagem devem ser associados a uma determinada classe.

Os classificadores podem ser divididos em classificadores "pixel a pixel" e classificadores por regiões (INPE, 2023):

- Classificadores "pixel a pixel": Utilizam apenas a informação espectral de cada pixel para achar regiões homogêneas. Estes classificadores podem ser separados em métodos estatísticos (utilizam regras da teoria de probabilidade) e determinísticos (não utilizam probabilidade).
- Classificadores por regiões: Utilizam, além de informação espectral de cada "pixel", a informação espacial que envolve a relação com seus vizinhos. Procuram simular o comportamento de um foto- intérprete, reconhecendo áreas homogêneas de imagens, baseados nas propriedades espectrais e espaciais de imagens. A informação de borda é utilizada inicialmente para separar regiões e as propriedades espaciais e espectrais irão unir áreas com mesma textura.

Através do método de classificação digital, pixel-a-pixel, a identificação do objeto é feita levando-se em conta apenas característica pontual, não levando em consideração o contexto onde o pixel está inserido (vizinhança). No procedimento de classificação por regiões, a imagem é segmentada em regiões, de onde são extraídos atributos espectrais, geométricos e contextuais, os quais são usados na classificação de cada região. Esta abordagem é uma tentativa de incorporar outros tipos de informação, além das espectrais, usualmente utilizadas, para melhorar os resultados da classificação (Bins et al., 1992; Gavina et al., 1998).

O algoritmo de segmentação utiliza dois limiares, o de similaridade e o de área. O primeiro é o limiar abaixo do qual, duas regiões são consideradas similares e são, então, agrupadas. O segundo limiar é o valor da área mínima dado em número de pixels, para que uma região seja individualizada. A definição dos limiares é uma etapa crítica do processo, pois determinará a precisão da segmentação. Se os limiares forem muito baixos, o processo não atribuirá muitos pixels às classes. Por outro lado, se forem muito altos, pixels representativos de diferentes classes serão incorretamente agrupados. Por esta razão, a imagem de bordas precisa ser avaliada para confirmar ou rejeitar os limiares adotados (Schoenmakers et al., 1991).

Neste estudo, utilizamos um classificador com método pixel a pixel, do tipo supervisionado, conhecido como MAXVER. Trata-se de um método de classificação, que considera a ponderação das distâncias entre médias dos níveis digitais das classes, utilizando parâmetros estatísticos (INPE, 2023). Também utilizamos um classificador com método por regiões, em imagens segmentadas que adota a distância de Bhattacharya para medir a separabilidade estatística entre cada par de classes espectrais. A separabilidade é calculada através da distância média entre as distribuições de probabilidades de classes espectrais (Leão et al., 2007). O classificador de Bhattacharya requer a seleção de áreas de treinamento, podendo utilizar as regiões obtidas pela segmentação ou polígonos representativos das regiões a serem classificadas (Oliveira e Mataveli, 2013).

2.2.2.1 Sobre NDVI

O comportamento espectral da vegetação é caracterizado por uma alta absorção de energia na região correspondente ao vermelho no espectro eletromagnético (0,63 – 0,69 μm), devido à presença de clorofila. No entanto, a região que corresponde ao infravermelho próximo (0,76 – 0,90 μm) apresenta alta intensidade de energia refletida devido à estrutura celular das folhas (Novo, 2010).

A baixa reflectância das folhas na região do visível deve-se à absorção da radiação solar pelos pigmentos, enquanto a alta reflectância na região do infravermelho próximo deve-se ao espalhamento (reflectância e transmitância) da radiação no interior das folhas em função da estrutura celular. Portanto, o comportamento espectral das folhas depende da sua composição química e de sua estrutura interna. A variação da reflectância da cobertura vegetal em diferentes bandas de sensores remotos depende, principalmente, da quantidade de folhas e da arquitetura do dossel (Shimabukuro et al., 1998).

O Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) é um dos índices mais conhecidos para explorar a assinatura espectral da vegetação, especialmente nas regiões do visível e do infravermelho próximo. A combinação das informações espectrais das bandas do vermelho e infravermelho próximo evidencia características de reflectância que trazem informações sobre o estado da vegetação e é apresentado na equação 1, abaixo (Rouse et al., 1974; Shimabukuro et al., 1998; Anderson, 2005; Inácio et al., 2016).

$$NDVI = \frac{(NIR-RED)}{(NIR+RED)}$$

Equação 1

O NDVI é um indicador numérico adimensional, que utiliza a diferença entre as reflectâncias do infravermelho próximo e vermelho, produzindo valores que são representados como uma proporção que varia de -1 a 1. Na prática, os valores negativos representam água, estruturas construídas, rochas, nuvens e neve; valores em torno de zero significam solo exposto, e quanto mais próximos de 1 indicam a existência de vegetação densa.

O NDVI é muito utilizado em análises temporais do uso e cobertura da terra, em avaliação e caracterização de cobertura vegetal, como pode ser observado num estudo realizado no norte do estado de Minas Gerais, utilizando o índice como facilitador da observação sazonal da cobertura arbórea conforme o clima (BORATTO, 2013).

O índice ainda é utilizado em culturas de plantações de cereais, como é descrito no estudo “Comportamento do NDVI obtido por sensor ótico ativo em cereais”, onde foram aplicados em plantações de trigo, cevada, triticale e milho. O método apresentou alta propensão no manejo do trigo, triticale e cevada (POVH, 2008).

3 MATERIAL E MÉTODOS

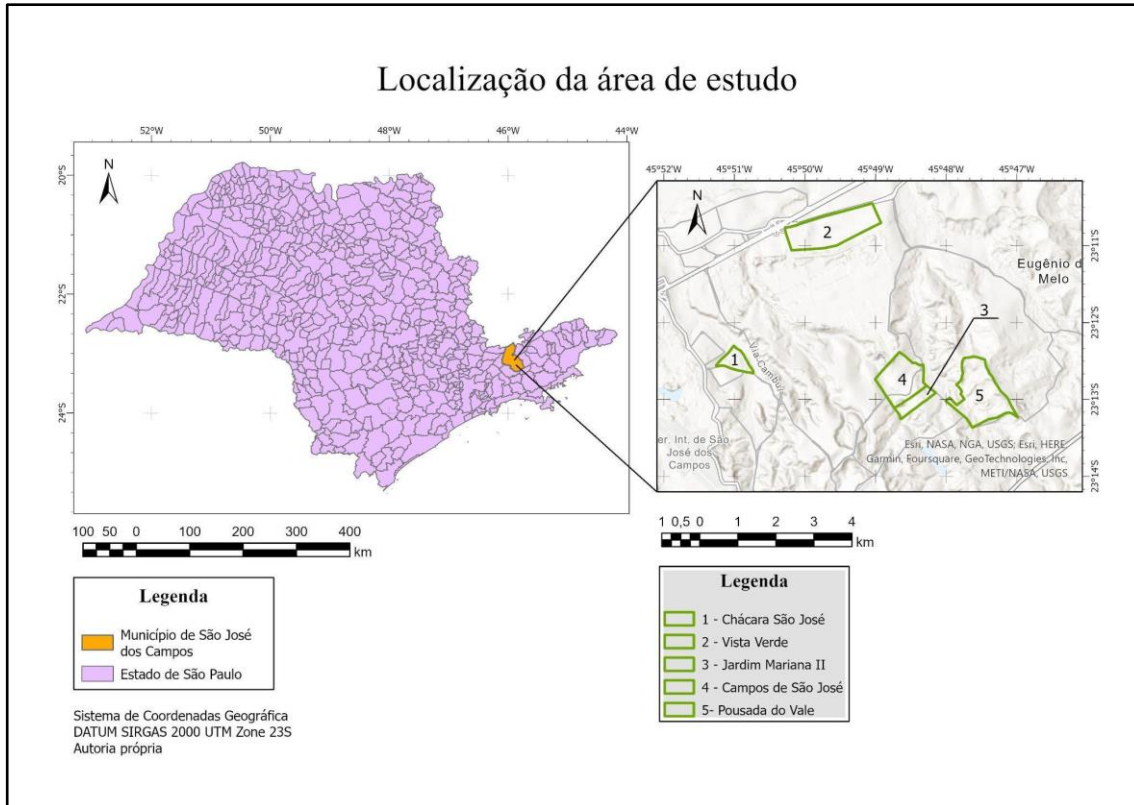
3.1 Área de estudo

Segundo informações obtidas através do site da prefeitura com o informativo São José em Dados (PMSJC, 2022), a região leste ocupa uma área territorial de 13.469 hectares e atingiu, em 2010, uma população de 160.990 pessoas, sendo a 2ª área em densidade demográfica do município. A população é formada por migrantes ou descendentes de migrantes das diversas regiões do Brasil, com ênfase nos Estados do Nordeste e Minas Gerais. Em termos econômicos, trata-se de uma população de classe média/baixa e classe baixa, prestadora de serviços diversos no comércio e na indústria, com um percentual elevado (médio e alto) em vulnerabilidade social.

A urbanização continua em expansão, com construção de conjuntos habitacionais e loteamento de bairros, além da existência de loteamentos irregulares em áreas rurais vizinhas. Como já mencionado anteriormente, o projeto Ecomuseu está atuando nos bairros selecionados seguindo critérios de seleção da REVAP.

Neste relatório, apresentamos a continuidade da construção do Banco de Dados iniciado nos bairros Campos São José e Mariana II, do município de São José dos Campos, SP. Nesta etapa, Pousada do Vale, Vista Verde, Chácara São José e os bairros Campos de São José e Jardim Mariana II fazem parte da área de estudo, como mostra a Figura 01, abaixo.

Figura 01: Localização da área de estudo



Fonte: autoria própria

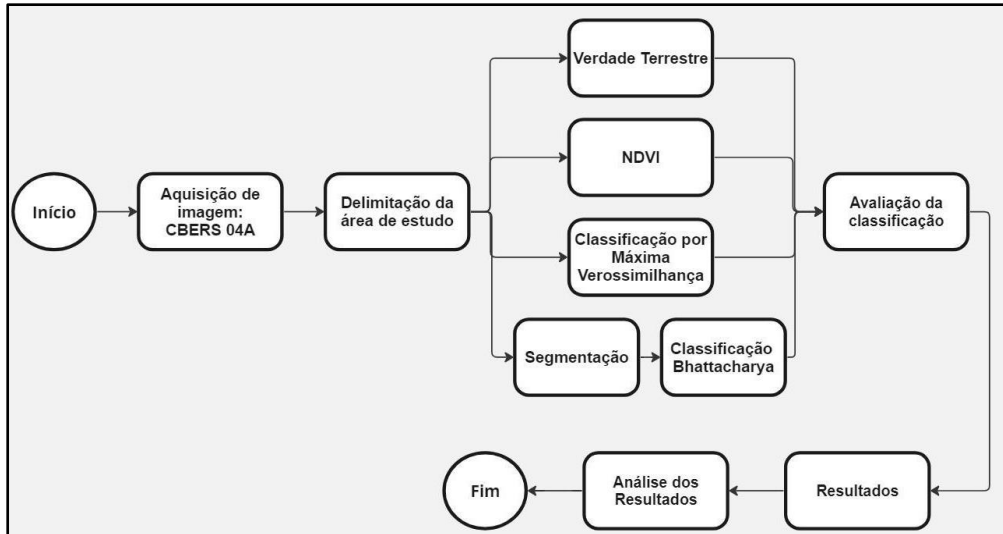
3.2 Procedimentos metodológicos

Para executar o mapeamento de vegetação foi utilizada a cena 20221224-201-142-14 do sensor WPM do satélite CBERS 4A, do ano de 2022, disponibilizada pelo catálogo do INPE (INPE, 2022) e para validação, a imagem do satélite Ikonos, do banco de dados do ArcGis Pro (ARCGIS PRO, 2020) do ano de 2023.

Para a produção dos mapas de vegetação e traçado do corredor ecológico para o macaquinho *Callithrix Aurita* foram utilizados os softwares SPRING (Camara et al. 1997), ArcGis Pro (ARCGIS PRO, 2020) e Quantum Gis (QGIS, 2022).

Os mapas de vegetação foram produzidos utilizando os métodos de classificação abordados anteriormente: Maxver, classificador por regiões com distância de Bhattacharya e NDVI, por se tratar de índice indicador das alterações na cobertura vegetal. A seguir, na Figura 02, o fluxograma apresenta as etapas da metodologia aplicada.

Figura 02: Fluxograma das etapas metodológicas.



Fonte: Produção do autor

A Tabela 02 abaixo apresenta as características das classes de vegetação mapeadas.

Tabela 02: Descrição das classes de vegetação

	CLASSE	DESCRIÇÃO
	Vegetação Densa	Áreas com vegetação arbórea densa, com rugosidade e abundância de vegetação e arbustos grandes.
	Vegetação Rasteira	Áreas com vegetação em transição, reflorestamento, rugosidade média.
	Solo exposto	Áreas desprovidas de vegetação: solo visível e amostra
	Área construída	Áreas com ação antrópicas: edificações para diversos intuitos

Fonte: Produção do autor (2023)

A avaliação de precisão aborda questões relacionadas à quão bem os locais mapeados correspondem às áreas reais. Esta avaliação pode ser efetuada com base em uma amostra de informações de maior qualidade (ou seja, a classificação de referência). A classificação de referência de qualidade mais alta é comparada à classificação do mapa para quantificar a precisão do mapa e estimar a área. Pode-se adotar uma matriz de erros onde os elementos representam a proporção de área de concordância e discordância entre as classificações (Olofson et al. , 2014).

Através da matriz de erros é possível avaliar erros é possível verificar a eficácia e os erros (de inclusão e omissão) e, assim, a acurácia pode ser obtida por meio dos coeficientes de concordância (Exatidão Global e Índice Kappa).

A Tabela 03 mostra um exemplo da matriz de erros (ou matriz de confusão) e a sua leitura expressa na diagonal principal, segundo Congalton e Green (2008), a quantidade de pixels que foram classificados corretamente, enquanto os elementos fora da diagonal expressam a quantidade de pixels que foram incluídos erroneamente em uma classe (erros de inclusão) e a quantidade de pixels que foram excluídos erroneamente de uma classe (erros de omissão).

Tabela 03: Exemplo de matriz de erros

Classificação/ Referência	Solo exposto	Vegetação rasteira	Área construída	Vegetação densa	Total	Inclusão
Solo exposto	N11	N12	N13	N14	N1+	N11/N1+
Vegetação rasteira	N21	N22	N23	N24	N2+	N22/N2+
Área construída	N31	N32	N33	N34	N3+	N33/N3+
Vegetação densa	N41	N42	N43	N44	N4+	N44/N4+
Total	N+1	N+2	N+3	N+4	1	
Omissão	N11/N+1	N22/N+2	N33/N+3	N44/N+4		

FONTE: Autor (2023)

As colunas da matriz exibem os pixels que foram amostrados como pertencentes à determinada classe “x”, e as linhas, os pixels que foram efetivamente atribuídos à classe “x”, na classificação. Assim, o somatório da coluna representa, portanto, a verdade terrestre (referência) e, o total da linha representa o resultado da classificação da imagem.

Pode-se, também, avaliar a exatidão do produtor (referência ou verdade), que mostra o quanto o classificador reconhece de cada classe avaliada. A exatidão do produtor leva em consideração os erros de omissão ou exclusão (amostras de uma classe específica, por exemplo, solo exposto que foi classificado como outra vegetação rasteira). O valor da exatidão do produtor indica a probabilidade de determinada classe ter sido corretamente classificada de acordo com os pontos de referência. Assim, do valor da exatidão do produtor, também, pode-se obter o erro de omissão, fazendo 1- o valor da exatidão do produtor.

Também se pode avaliar, a partir da matriz de erros, a exatidão da classificação, ou do consumidor, cujo valor representa o quanto do que foi classificado em uma determinada classe, realmente pertence àquela classe. Aqui, também, é possível avaliar o erro de inclusão ou comissão da classe avaliada. O valor obtido indica, portanto, a probabilidade de um pixel classificado na imagem, realmente representar àquela classe, na referência.

Neste trabalho, usamos como referência a classificação obtida por interpretação visual em imagem do satélite Ikonos, com resolução espacial de 4 metros, do catálogo de imagens disponibilizado pela base de dados do sistema ArcGis Pro.

A exatidão global (EG) descreve a concordância total e o índice Kappa descreve a concordância por classe. Ambas as medidas, assim como os erros de omissão e inclusão, são derivadas da matriz de erros. A exatidão global é calculada dividindo a soma da diagonal principal da matriz de erros, pelo número total de amostras coletadas.

A análise de Kappa utiliza todos os elementos da matriz de erros no seu cálculo. O coeficiente Kappa (K) é uma medida do quanto a classificação está de acordo com os dados de referência. O coeficiente Kappa pode ser calculado através da seguinte equação (Congalton, 1991):

$$k = \frac{EG - P_c}{1 - P_c}$$

Onde: EG é a exatidão global (proporção de unidades que concordam); e P_c é a proporção de unidades que concordam por casualidade.

O termo P_c é a proporção de unidades que concordam por casualidade e é representada pela seguinte expressão:

$$P_c = \frac{\sum_{i=1}^M n_{i+} n_{+i}}{N^2}$$

Onde: M é o número de classes; n_{i+} é o total de elementos classificados para uma categoria i; n_{+i} é o total de elementos de referência amostrados para uma categoria i; e N o número total de amostras.

Com os valores de kappa calculados é possível categorizar a concordância conforme a Tabela 04 abaixo, conforme em Galparsoro e Fernández (2022).

Tabela 04: Valores de concordância do índice Kappa para classificação

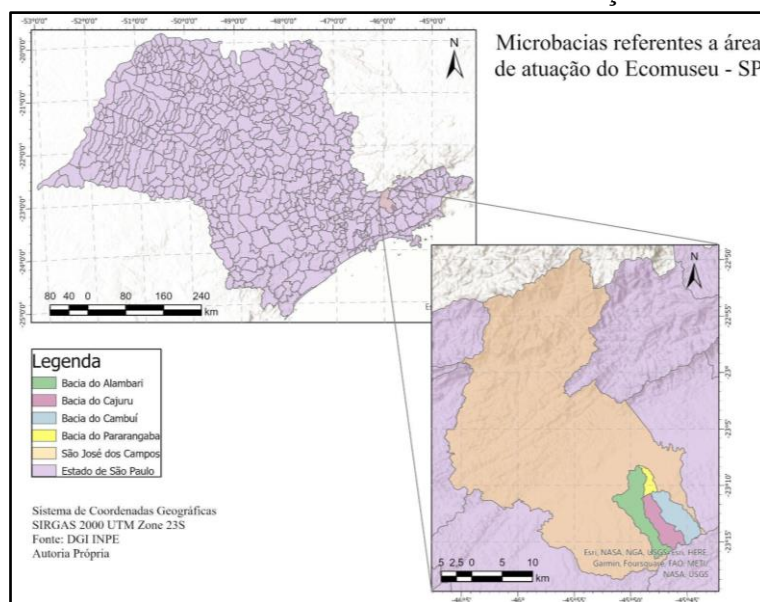
Valor do Kappa	Concordância
< 0,20	Pobre
0,21 - 0,40	Fraca
0,41 - 0,60	Moderada
0,61 - 0,80	Boa
0,81 - 1,00	Muito boa

Fonte: Adaptado de Galparsoro e Fernández (2022).

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

A área de atuação que está sendo proposta para execução desse projeto abrange bairros por onde passam quatro microbacias citadas: a do Pararangaba, Cajuru, a do Alambari e a do Cambuí. Esses locais, embora ambientalmente importantes, são normalmente percebidos pelos moradores como áreas de problemas socioambientais, onde ocorrem despejos de entulhos nas margens degradadas dos rios, assoreamentos, despejos de esgotos, além da sensação de insegurança dos moradores do entorno da mata, a presença de gado nas ruas do bairro para pastarem à beira do rio, a falta de manutenção da Prefeitura em relação à vegetação. A figura 03 abaixo faz referência ao mapa da área de atuação atrelada ao projeto Ecomuseu.

Figura 03: Áreas das microbacias referentes à atuação do Ecomuseu



Fonte: O próprio autor.

As atividades propostas para cada bairro, pelo Ecomuseu, envolvem desde o cultivo e manutenção de agrofloresta e hortas urbanas comunitárias, plantio de árvores, além da ampliação da área de reflorestamento e das hortas urbanas.

Certamente trata-se de uma questão de gestão pública, porém, também a comunidade é responsável pela degradação ambiental quando joga o entulho no território, despeja o esgoto no rio, por exemplo.

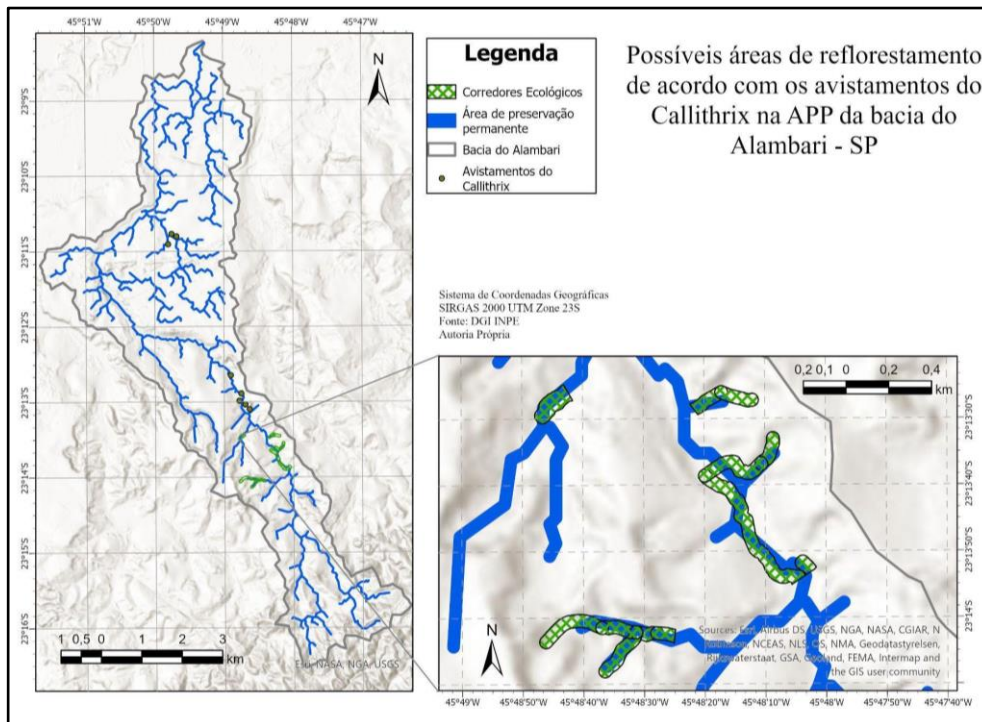
Sabe-se que é necessário o envolvimento dos variados atores sociais para que as transformações mais estruturais aconteçam no âmbito ambiental, pois, trata-se, no que diz respeito ao cotidiano das comunidades, de uma mudança cultural duradoura. É

preciso o envolvimento das empresas privadas, das instituições do 3º setor, da gestão pública, das instituições de ensino, de saúde, de meio ambiente, das lideranças espontâneas locais, do morador comum, dos jovens, adolescentes e crianças e aqui entra o LADES/INPE para auxiliar com geoprocessamento no mapeamento da vegetação a ser preservada nestas áreas.

Os resultados que compõem este trabalho referem-se ao banco de dados do projeto Ecomuseu, em ambiente SIG, composto por imagens de satélite, mapas de vegetação e análises estatísticas.

Nesta fase do projeto, foi efetuado o traçado do corredor ecológico de um macaquinho chamado *Callithrix aurita*, a pedido do Ecomuseu. Para esta atividade foi utilizado o mapeamento da vegetação do inventário florestal (SERVIÇO FLORESTAL BRASILEIRO, 2018), disponibilizado pelo Ecomuseu e inserido em ambiente SIG (Quantum Gis). O traçado (Figura 04) foi executado através de buffers de distância, considerando uma distância de 30 metros a partir do leito do rio. Esta distância foi considerada, pelo Ecomuseu, como adequada, em função da mata ciliar e área de preservação permanente, por onde o macaquinho tem sido avistado, transitando em busca de alimento.

Figura 04: Possíveis corredores ecológicos para a espécie do macaco *Callithrix aurita*, na APP da bacia do Alambari - SP



Fonte: Autoria própria.

A seguir estão dispostas as matrizes de erros, erros de omissão e inclusão, os valores de índice kappas e exatidões globais dos respectivos bairros, Campos São José e Mariana II, Chácara São José, Pousada do Vale e Vista Verde.

4.1 Bairros Campos de São José e Mariana II

O conjunto dos bairros Campos de São José e Mariana II possui uma área equivalente a aproximadamente 1,22 km², sendo 15,4% de seu território, considerado vegetação densa, e 68,8%, área construída, como pode ser visto na Tabela 05, onde se tem a área de cada classe em relação ao bairro em análise .

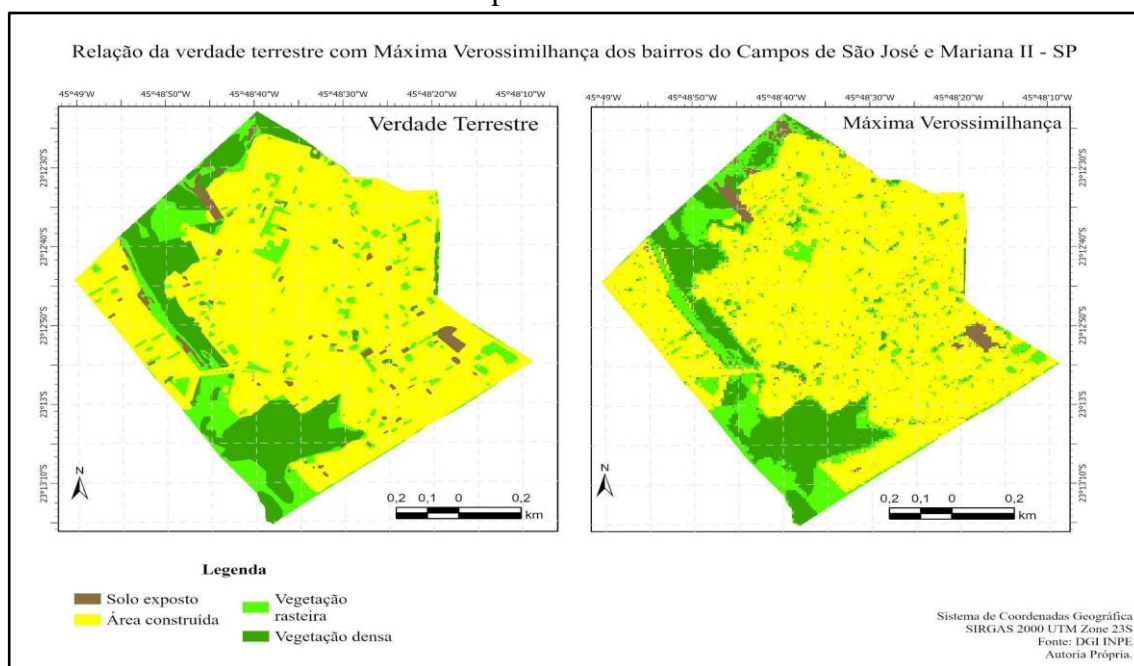
Tabela 05: Área das classes dos bairros Mariana II e Campos São José

Mariana II e Campos sjc	km²	Porcentagem (%)
Solo Exposto	0,02	2,31
Área construída	0,84	69,18
Vegetação rasteira	0,15	12,90
Vegetação densa	0,19	15,59
Total	1,22	100

Fonte: O próprio autor.

A Figura 05 apresenta o mapeamento da vegetação, obtido por interpretação visual, que representa a verdade terrestre e com o classificador de máxima verossimilhança, respectivamente.

Figura 05: Mapas de vegetação com a verdade terrestre e com classificador Maxver, dos bairros Campos de São José e Mariana II.



Fonte: Autoria própria.

A Tabela 06 abaixo representa a matriz de erros, com a quantidade de pontos amostrais contida em cada classe dos bairros Campos de São José e Marina II, com os valores dos erros de inclusão e omissão, exatidão global e kappa, em relação à classificação Maxver.

Tabela 06: Matriz de erros Campos de SJC e Mariana II - Máxima Verossimilhança

Campos de SJC & Mariana II - Máxima Verossimilhança							
Classificação/ Referência	Solo exposto	Área Construída	Vegetação rasteira	Vegetação densa	Total	Erro Inclusão (%)	Exatidão- Consumidor (%)
Solo exposto	6	6	0	0	12	50	50
Área Construída	2	323	17	4	346	6,64	93,36
Vegetação rasteira	4	13	37	11	65	43,07	52,93
Vegetação densa	1	5	12	60	78	23,07	76,93
Total	13	347	66	75	501		
Erro-omissão (%)	53,84	6,91	43,93	20			
Exatidão- produtor(%)	46,16	93,09	56,07	80			
Kappa					0,69		
Exatidão global (%)					85,03		

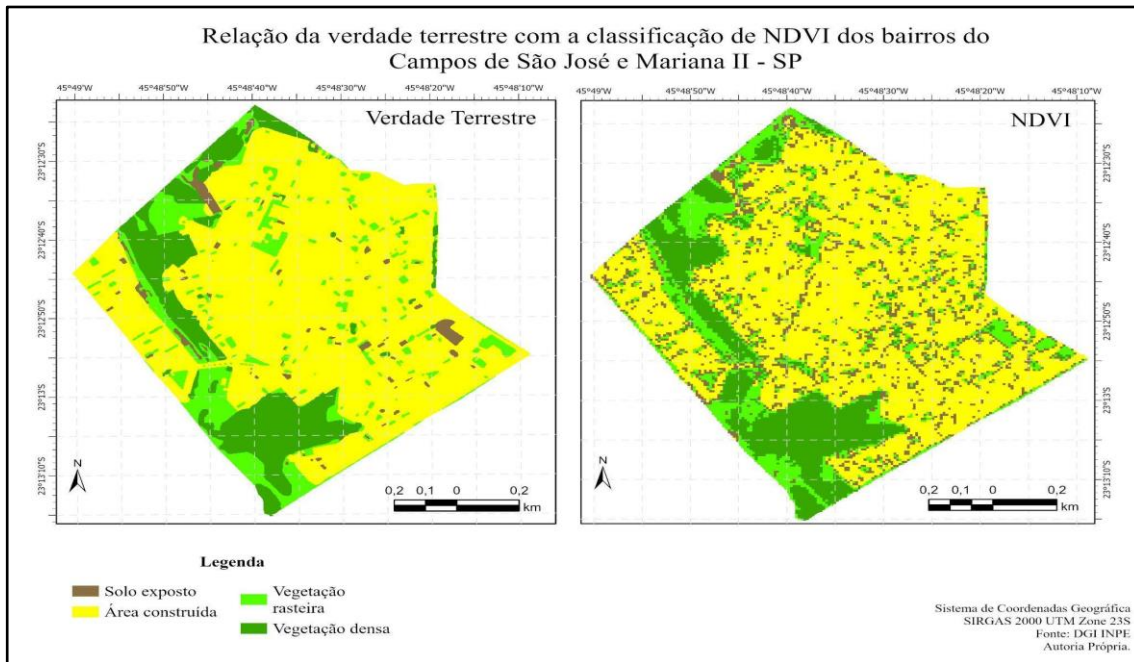
Fonte: autoria própria

Conforme mostram os dados da Tabela 06, todas as classes mapeadas apresentaram erro de inclusão na seguinte ordem: Solo Exposto (50%), Vegetação Rasteira (43,07%), Vegetação Densa (23,07%). A classe de Área Construída é a que apresentou menor erro de inclusão (6,65%), o que indica que esta classe apresenta a probabilidade de 93,35% de um pixel classificado, realmente representar esta classe na referência. A classe área construída, como mostra a Tabela 05, ocupa 0,84 km² da área total de análise, ou seja, 69,18%. Trata-se da classe de maior representatividade na região dos bairros analisados.

Em relação ao erro de omissão observa-se uma variação entre 6% e 53% entre as classes mapeadas. A classe solo exposto foi a que apresentou maior erro de omissão, de modo que 53,85%, das amostras desta classe foram classificadas como outra classe. Ao contrário da classe de área construída, a classe solo exposto tem pouca representatividade na área, ocupando apenas 0,02 km² (1,63%) da área dos bairros analisados, o que dificulta uma amostragem mais ampla. As classes de vegetação rasteira, vegetação densa e área construída apresentaram erros de omissão de 43,94%, 20% e 6,91%, respectivamente. Dos 501 pontos distribuídos aleatoriamente na área dos bairros Campos de São José e Mariana II, sobre a interpretação visual da imagem do satélite IKONOS, utilizada como referência para a classificação, 426 concordaram com a classificação, indicada pela somatória da diagonal da matriz. Deste modo, obtém-se, dividindo este somatório pelo número total de amostras coletadas, a exatidão global que é de 85% na classificação. O Índice Kappa obtido é de 69%, que indica boa concordância da classificação com a verdade, de acordo com a Tabela 04, apresentada no item 4.3.2.

A seguir, a Figura 06 apresenta o mapeamento de vegetação da verdade terrestre e o obtido com NDVI.

Figura 06: Comparação com classificador NDVI com a verdade terrestre dos bairros Campos de São José e Mariana II.



Fonte: autoria própria

Os mapas acima mostram, visualmente, que o resultado da aplicação do NDVI se apresenta menos homogêneo, em relação à verdade terrestre, em especial no que se refere à classe solo exposto, que aparece no mapa mostrando muitos pontos dentro da classe área construída, refletindo erro de inclusão de 75% (Tabela 07).

Observando a matriz de erros da Tabela 07, também evidencia que a classe solo exposto apresentou o maior erro de omissão, 95,83%, seguida da classe vegetação rasteira, com 57,35%, vegetação densa, 28% e área construída com 6,69%. O baixo valor de exatidão do produtor na classe solo exposto mostra que o NDVI, que é um índice utilizado para discriminar vegetação, reconheceu apenas 4,17% desta classe de acordo com a referência.

A classe área construída, embora não corresponda ao propósito do NDVI, que é vegetação, apresentou elevada exatidão do produtor, 93,31%, provavelmente por ser a classe com maior representatividade na área avaliada. Esta classe apresentou 76,81% de exatidão do consumidor, ou seja, esta é a probabilidade de um pixel classificado como área construída, realmente representar esta classe, na referência. A classe de vegetação densa apresentou alta exatidão do consumidor, indicando uma probabilidade de 70,13% de esta classe ter os pixels na imagem classificados corretamente, em relação à referência.

Este método apresentou exatidão global de 65,4%, porém com índice kappa de 0,38, que indica fraca concordância com a referência.

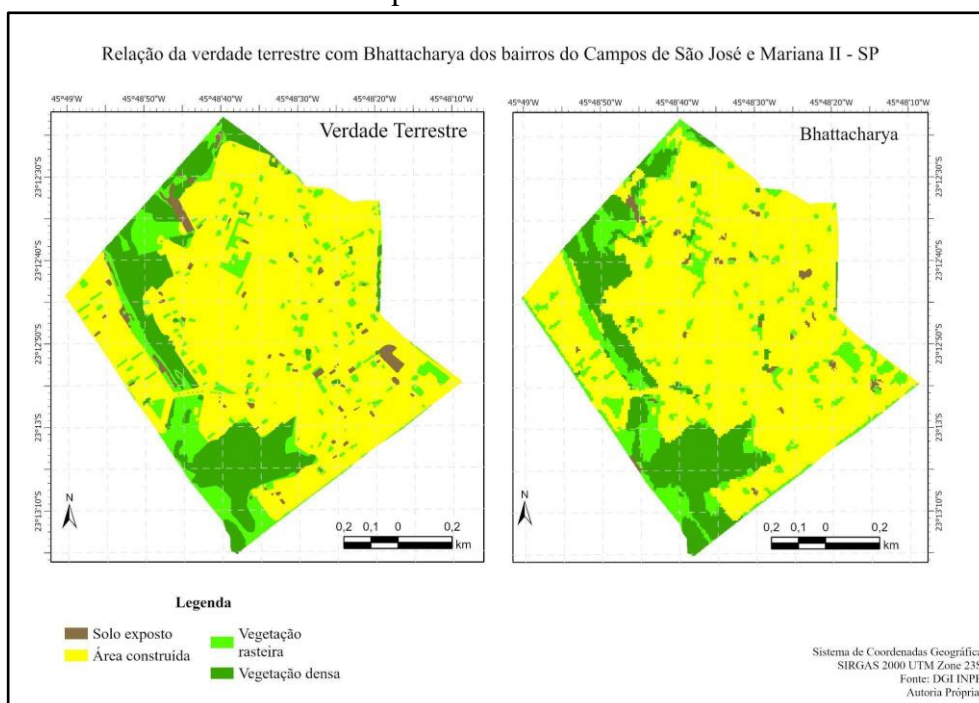
Tabela 07: Matriz de erros Campos de SJC e Mariana II - NDVI

Campos SJC & Mariana II - NDVI							
Classificação/ Referência	Solo exposto	Área Construída	Vegetaçã o rasteira	Vegetação densa	Total	Erro- Inclusão (%)	Exatidão- Consumidor (%)
Solo exposto	3	6	3	0	12	75	25
Área Construída	58	265	21	1	345	23,19	76,81
Vegetação rasteira	6	10	29	20	65	55,38	44,62
Vegetação densa	5	3	15	54	77	29,87	70,13
Total	72	284	68	75	499		
Erro-Omissão(%)	95,83	6,69	57,35	28			
Exatidão- produtor(%)	4,17	93,31	42,65	72			
Kappa	0,38						
Exatidão global (%)	65,40						

Fonte: autoria própria

Por fim, para as regiões dos bairros Campos de São José e Mariana II, tem-se o resultado obtido para o classificador Bhattacharya (Figura 07).

Figura 07: Comparação com classificador Bhattacharya com a verdade terrestre dos bairros Campos de São José e Mariana II.



Fonte: autoria própria

Com a sistematização do tal resultado, tem-se a matriz de erros (Tabela 08) que determina uma variabilidade de 5% a 77% para os erros de inclusão, 6% a 50% para os

erros de omissão, sendo que os maiores percentuais de 77% e 50% destes erros estão ligados à classe de solo exposto. Novamente, aqui uma possível explicação pode ser a pequena área reconhecida como solo exposto na região de análise.

Por outro lado, as demais classes apresentaram exatidão na classificação com valores superiores à classe de solo exposto: área construída, 94,45%; vegetação rasteira, 58,83% e vegetação densa com 83,33%.

A exatidão global neste método foi de 87,69% e o índice kappa de 0,71, indicando boa concordância com a referência.

Com a sistematização do resultado da classificação Battacharya, tem-se a matriz de erros (Tabela 08) que determina uma variabilidade de 5% a 77% para os erros de inclusão, 6% a 50% para os erros de omissão, sendo que os maiores percentuais de 77% e 50% destes erros estão ligados à classe de solo exposto. Novamente, aqui uma possível explicação pode ser a pequena área reconhecida como solo exposto na região de análise.

Por outro lado, as demais classes apresentaram Exatidão na classificação com valores superiores à classe de solo exposto: área construída, 94,45%; vegetação rasterira, 58,83% e vegetação densa com 83,33%.

A exatidão global neste método foi de 87,69% e o índice kappa de 0,71, indicando boa concordancia com a referência.

Tabela 08: Matriz de erros Campos de SJC e Mariana II - Bhattacharya

Campos de SJC & Mariana II - Bhattacharya							
Classificação/ Referência	Solo exposto	Área Construída	Vegetaçã o rasteira	Vegetação densa	Total	Erro- Inclusão (%)	Exatidão- Consumidor (%)
Solo exposto	2	6	1	0	9	77,77	22,23
Área Construída	1	323	18	0	342	5,55	94,45
Vegetação rasteira	1	12	30	8	51	41,17	58,83
Vegetação densa	0	5	6	55	66	16,66	83,34
Total	4	346	55	63	468		
Erro-Omissão(%)	50,00	6,64	45,45	12,69			
Exatidão- produtor(%)	50,00	93,36	54,55	87,31			
Kappa	0,71						
Exatidão global (%)	87,69						

Fonte: autoria própria

A Tabela 09 abaixo apresenta um panorama geral dos erros de inclusão e omissão para a região em análise, considerando cada classificador e classe específica. Fica evidente que a classe que obteve mais inconsistências foi a de solo exposto, com erros variando de 50% a 95%. Para as demais classes é possível observar erros dentro de um intervalo de 5,5% até 57%, indicando razoável caracterização do uso e ocupação do solo para ambos os bairros.

Tabela 09: Erros de inclusão e omissão para cada classificador

Classes	Maxver (%)		NDVI (%)		Bhattacharya (%)	
	Erro de Inclusão	Erro de Omissão	Erro de Inclusão	Erro de Omissão	Erro de Inclusão	Erro de Omissão
Solo exposto	50,00	53,85	75,00	95,83	77,78	50,00
Área Construída	6,65	6,92	23,19	6,69	5,56	6,65
Vegetação rasteira	43,08	43,94	55,38	57,35	41,18	45,45
Vegetação densa	23,08	20,00	29,87	28,00	16,67	12,70
Kappa	0,69		0,38		0,71	
Exatidão global (%)	85,03		65,40		87,69	

Fonte: autoria própria

Conforme a Tabela 09 acima, o método que apresentou resultados mais satisfatórios com valores de EG 87,69% e kappa de 0,71, foi o método de Bhattacharya, na região dos bairros Campos de São José e Mariana II.

4.2 Bairro Chácara São José

O bairro Chácara São José, situado na zona leste do município de São José dos Campos, possui uma extensão territorial de aproximadamente 0,27 km², com aproximadamente 41,8% de cobertura vegetativa densa e de aproximadamente 30,7% de área consolidada, como pode ser visto na tabela 10, que mostra um panorama quantitativo do uso e cobertura do solo para o bairro.

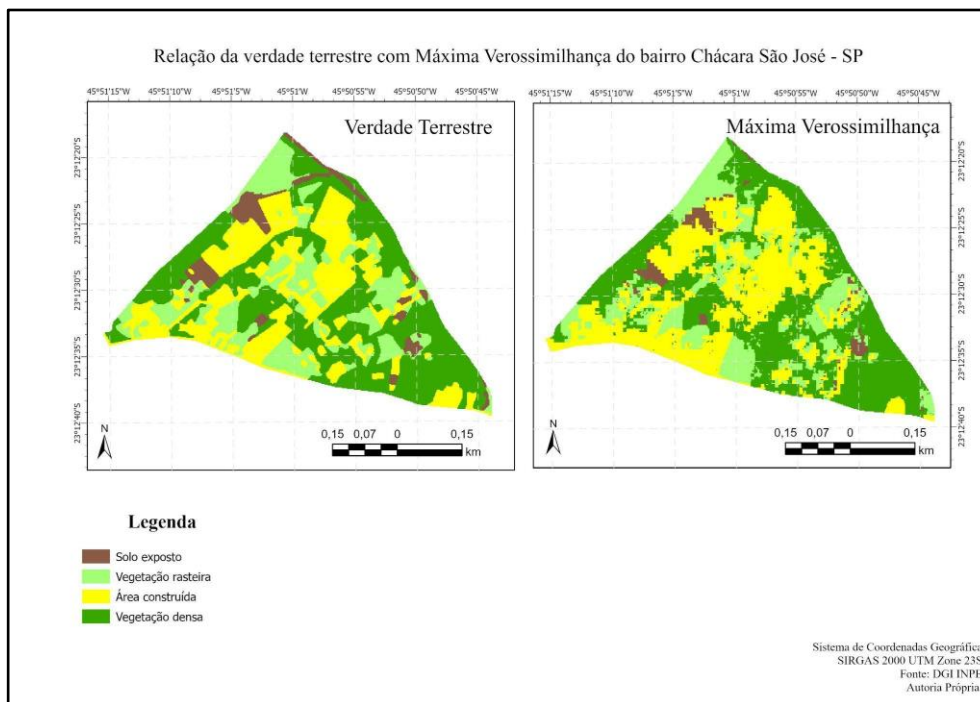
Tabela 10: Área das classes do bairro Chácara São José

Chácara São José	km ²	Porcentagem (%)
Solo exposto	0,01	5,87
Vegetação rasteira	0,06	21,49
Área construída	0,08	30,78
Vegetação densa	0,11	41,83
Total	0,27	100

Fonte: O próprio autor.

A figura 08 representa a comparação visual dos métodos resultantes do maxver com a verdade terrestre para o bairro Chácara São José.

Figura 08: Comparação com classificador de máxima verossimilhança com a verdade terrestre do bairro Chácara São José.



Fonte: autoria própria

A tabela 11, abaixo, expressa a matriz de erros, concomitantemente com os erros de omissão e inclusão atribuídos a classificação, Exatidão Global e kappa.

Tabela 11: Matriz de erros Chácara São José - Máxima Verossimilhança

Chácara São José - Máxima Verossimilhança							
Classificação/ Referência	Solo exposto	Vegetação rasteira	Área construída	Vegetação densa	Total	Erro- Inclusão (%)	Exatidão- Consumidor (%)
Solo exposto	9	3	3	1	16	43,75	56,25
Vegetação rasteira	5	54	27	15	101	46,53	53,47
Área construída	2	17	102	22	143	28,67	71,33
Vegetação densa	1	26	32	149	208	28,36	71,64
Total	17	100	164	187	468		
Erro-Omissão(%)	47,05	46,53	37,80	21,16			
Exatidão- produtor(%)	52,95	53,47	62,20	78,84			
Kappa					0,51		
Exatidão global (%)					66,81		

Fonte: autoria própria

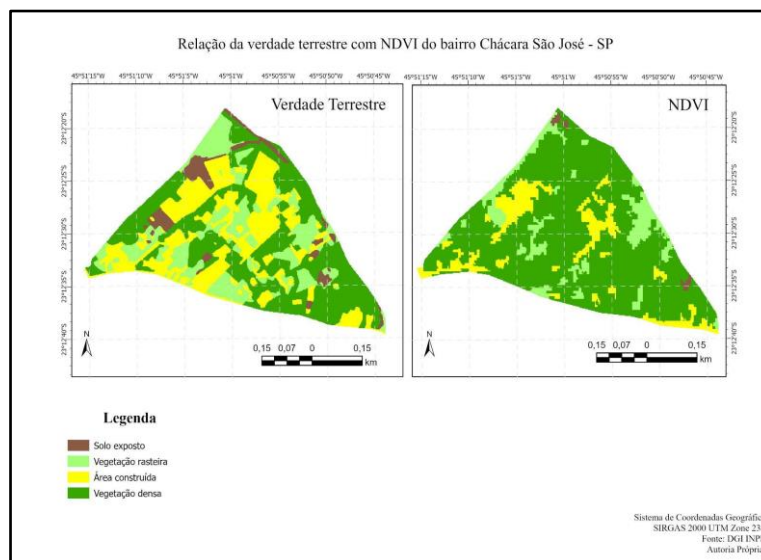
Observando o erro de inclusão, as classes apresentaram os seguintes valores: Solo exposto (43,75%), Vegetação rasteira (46,53%), Área construída (28,67%), Vegetação densa (28,36%). Deste modo, pode-se dizer que a exatidão do consumidor, que se refere à classificação, nas classes de Área construída e Vegetação densa, que apresentaram os menores valores de erro de inclusão, foi de 71,33% e 71,64%, respectivamente. Estas porcentagens podem ser explicadas pela magnitude destas classes em relação à área total de bairro. A vegetação densa corresponde 41,83% do respectivo bairro, e a área construída 30,72%.

Partindo para a análise do erro de omissão, tem-se uma projeção de 47,05% para classe solo exposto, 46,53% para Vegetação rasteira, 37,80% para a Área construída e 21,16% para a Vegetação densa. Em ambos os erros, o solo exposto foi a classe que apresentou maior inconsistência com uma exatidão de consumidor de 56,25% e 52,95% de exatidão do produtor. Tal resultado pode ser explicado pela pouca influência da classe na área total do bairro, sendo apenas 5,87% da área total.

Dos 468 pontos gerados aleatoriamente para a confecção da matriz de erros, 314 foram caracterizados corretamente conforme a verdade terrestre, correspondendo à uma exatidão global de 66,81%, e um índice kappa de 0,51, que como mostrado na tabela 04, indica consistência moderada da classificação.

A figura 09, a seguir, apresenta um mapa comparativo, do próximo método utilizado para a região (NDVI), em relação à verdade terrestre.

Figura 09: Comparação com classificador NDVI com a verdade terrestre do bairro Chácara São José



Fonte: autoria própria.

A tabela 12 corresponde à matriz de erros da Chácara São José, para o método NDVI como classificador.

Tabela 12: Matriz de erros Chácara São José - NDVI

Chácara São José – NDVI							
Classificação/ Referência	Solo exposto	Vegetaçã o rasteira	Área construída	Vegetação densa	Total	Erro- Inclusão (%)	Exatidão- Consumidor (%)
Solo exposto	3	7	7	11	28	89,28	10,72
Vegetação rasteira	18	42	19	27	106	60,37	39,63
Área construída	28	22	86	14	150	42,66	57,34
Vegetação densa	24	56	20	108	208	48,07	51,93
Total	73	127	132	161	492		
Erro- Omissão (%)	95,89	67,18	35,33	33,33			
Exatidão- produtor(%)	4,11	32,82	64,67	66,67			
Kappa					0,28		
Exatidão global (%)					48,19		

Fonte: autoria própria

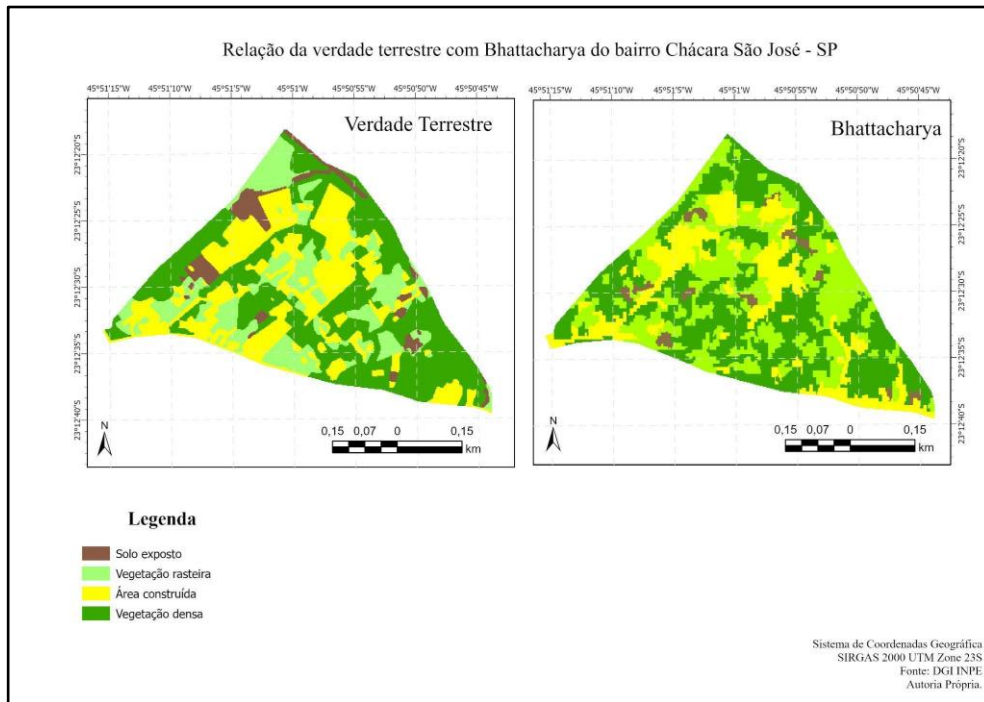
Partindo para o erro de omissão, referente à tabela 12, fica evidente, também, uma maior inconsistência no Solo exposto (89,28%), seguido pela classe de Vegetação rasteira (60,37%), Vegetação densa (48,07%) e Área construída (42,66%). Ressaltando novamente a aplicabilidade do método do NDVI para a vegetação, o solo exposto apresentou uma exatidão do consumidor (classificação), baixa, de apenas 10,72%.

Analisando em específico as classes de área construída e vegetação densa, pode-se inferir uma boa caracterização de ambas, sendo que apresentaram exatidão do produtor de 64,67% e 66,67%, respectivamente. Tal ocorrência pode ser explicada pela magnitude de ambas as classes em relação à área total do bairro, de modo que a área destas duas classes somadas totaliza 72,61%. Em relação à exatidão do consumidor para tais classes, é possível observar que estas classes apresentaram uma probabilidade de acerto na classificação de 57,34% para a classe área construída e 51,93% para a vegetação densa.

Dos 492 pontos coletados aleatoriamente, 239 foram assertivos com a referência, refletindo numa exatidão global de 48,19%, e um índice kappa de 0,28, que indica fraca consistência da classificação com a referência (Tabela 04).

A figura 10 representa o resultado encontrado com a utilização do classificador supervisionado Bhattacharya, para o bairro em análise.

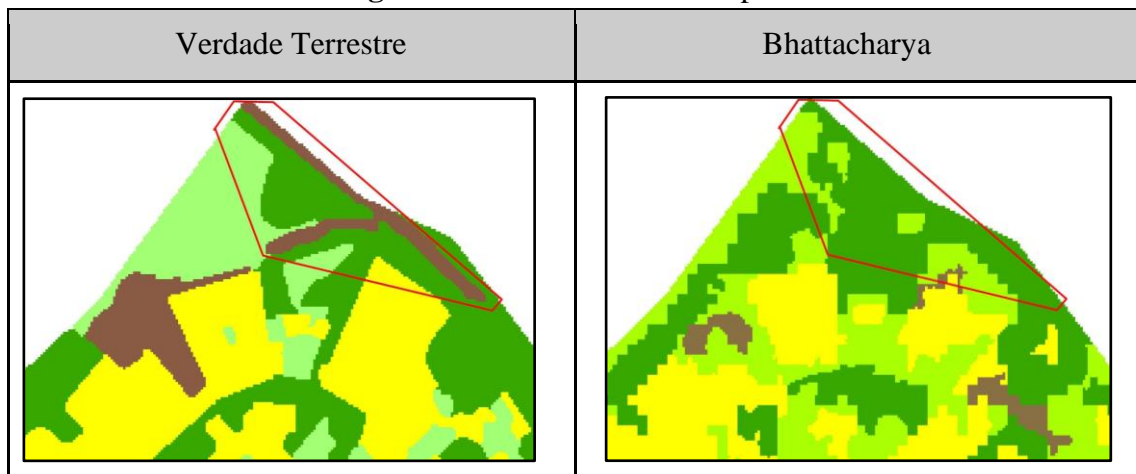
Figura 10: Comparação com classificador Bhattacharya com a verdade terrestre do bairro Chácara São José



Fonte: autoria própria

A figura 11 infere uma análise pontual sobre a omissão do solo exposto pelo classificador. Porém, é importante ressaltar que é possível, através de funções específicas no SIG, efetuar tais correções pós-classificação. O que deve sempre ser avaliado é o custo benefício de tais edições.

Figura 11: Omissão do solo exposto



Fonte: autoria própria

A matriz de erros do bairro Chácara São José é expressa pela tabela 13 que mostra um alto índice para o erro de omissão para a classe de solo exposto (68,75%), seguida da vegetação rasteira (64,06%), vegetação densa (33,33%) e área construída

(25,33%). Tal resultado pode vir a ser justificado pela carência de amostras desta classe no bairro, causando confusão para o classificador, como pode ser visto na figura 11.

Partindo para a análise do erro de inclusão, novamente o solo exposto possui o maior percentual, 77,27%, seguido pelas classes de área construída, 52,54%, vegetação rasteira, 43,90% e a vegetação densa 31,03%.

A seguir, a tabela 13 mostra a matriz de erros, com valor de exatidão global e kappa para o bairro Chácara São José, utilizando o classificador Battacharya.

Tabela 13: Matriz de erros Chácara São José - Bhattacharya

Chácara São José - Bhattacharya							
Classificação/ Referência	Solo exposto	Vegetação rasteira	Área construída	Vegetação densa	Total	Erro- Inclusão (%)	Exatidão- Consumidor (%)
Solo exposto	5	7	3	7	22	77,27	22,73
Vegetação rasteira	2	46	4	30	82	43,90	56,10
Área construída	7	34	56	21	118	52,54	47,46
Vegetação densa	2	40	12	120	174	31,03	68,97
Total	16	127	75	178	396		
Erro-Omissão (%)	68,75	64,06	25,33	33,33			
Exatidão- produtor(%)	31,25	35,94	74,67	66,67			
Kappa	0,37						
Exatidão global (%)	57,00						

Fonte: autoria própria

Para o bairro em análise, em relação aos métodos anteriores, as classificações resultantes do método Battacharya se mostram mais ruidosas. Trata-se de um bairro pequeno em vista dos demais, com uma área de 0,27 km², dificultando amostragem das classes com menos representação. O resultado desta classificação apresentou exatidão global de 57% e kappa de 0,37, considerado um índice fraco pela tabela 04.

Como referência dos dados obtidos e como forma de avaliação das classificações para o bairro em análise, a tabela 14 sintetiza cada resultado alcançado para cada classificador, em relação à verdade terrestre. Como classe mais ruidosa tem-se o solo exposto, que apresentou um maior índice de erros, com uma variação de 43,75% a 89,28% para o erro de inclusão, e de 50% a 95,83% para o erro de omissão.

Sem considerar as inconsistências encontradas na classe de solo exposto é possível inferir um percentual de até 60,37% para o erro de inclusão, e de 67,18% para os erros de omissão.

Tabela 14: Erros de inclusão e omissão para cada classificador

Classes	Maxver (%)		NDVI (%)		Bhattacharya (%)	
	Erro de Inclusão	Erro de Omissão	Erro de Inclusão	Erro de Omissão	Erro de Inclusão	Erro de Omissão
Solo exposto	43,75	47,05	89,28	95,89	77,27	68,75
Vegetação rasteira	46,53	46,53	60,37	67,18	43,90	64,06
Área construída	28,67	37,80	42,66	35,33	52,54	25,33
Vegetação densa	28,36	21,16	48,07	33,33	31,03	33,33
Kappa	0,51		0,28		0,37	
Exatidão Global (%)	66,81		48,19		57,00	

Fonte: autoria própria

Partindo para a análise de cada método, a tabela 14 caracteriza o rendimento para cada método utilizado, sendo o classificador MaxVer, o que se mostrou mais proveitoso e fiel à verdade terrestre, com uma exatidão global de 66,81%, e kappa de 0,51.

4.3 Pousada do Vale

O seguinte bairro, Pousada do Vale, possui uma área aproximadamente de 1,4 km² com 22,9% de vegetação densa, sendo 41,94% composto de vegetação rasteira e, 27,17% de sua extensão coberta por área construída. A tabela 15 um panorama geral quantitativo da cobertura e uso do solo, neste bairro.

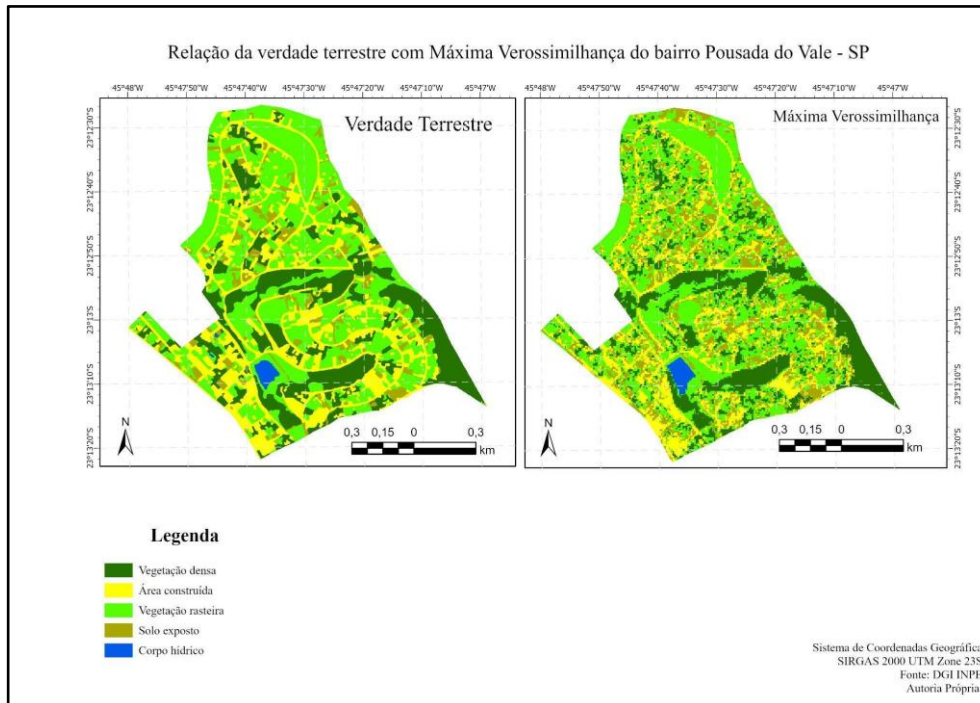
Tabela 15: Área das classes do bairro Pousada do Vale.

Pousada do vale	km ²	Porcentagem (%)
Vegetação densa	0,32	22,93
Área construída	0,38	27,17
Vegetação rasteira	0,59	41,94
Solo exposto	0,10	7,23
Corpo hídrico	0,01	0,73
Total	1,41	100

Fonte: O próprio autor.

A figura 12 representa o resultado obtido do classificador Maxver para o bairro do Pousada do vale, em comparação à verdade terrestre do mesmo, mostrando visualmente uma proximidade entre ambas, para as representações maiores. No entanto, pode-se, também, perceber grande quantidade de pequenas inserções da classe área construída (amarelo) na classe vegetação rasteira (verde mais claro).

Figura 12: Comparação com classificador de máxima verossimilhança com a verdade terrestre do bairro Pousada do Vale.



Fonte: autoria própria

A tabela 16 faz referência à matriz de erros do resultado obtido na classificação de máxima verossimilhança para o bairro em análise. O erro de omissão apresenta a seguinte ordem nas classes estudadas: Solo exposto (60%), Área construída (46,51%), Vegetação densa (39,42%), Vegetação rasteira (34,44%) e Corpo hídrico (33,33%). A classe que apresentou maior omissão foi a de Solo exposto, com uma exatidão do produtor de apenas 30%, onde a explicação cabível seria pela pouca influência em área da classe, considerando toda extensão do bairro, pois apenas 7,23% desta classe ocorrem no bairro.

Considerando o erro de inclusão, observa-se um percentual elevado atribuído, também, à classe de solo exposto, como visto no erro de omissão, mostrando que pequena a influência da área disponível desta classe reflete na pobreza de amostras. Contudo, exceto a classe solo exposto, em relação às outras classes houve maior assertividade, sendo o mínimo valor de exatidão do consumidor de 50%, como mostrado na tabela 16.

Foram dispostos 446 pontos aleatórios para tal análise, sendo que 264 convergiram com a referência obtida pela verdade terrestre, correspondendo 59,06% de

exatidão global e índice kappa de 0,42, ou seja, uma concordância moderada, de acordo com a tabela 04.

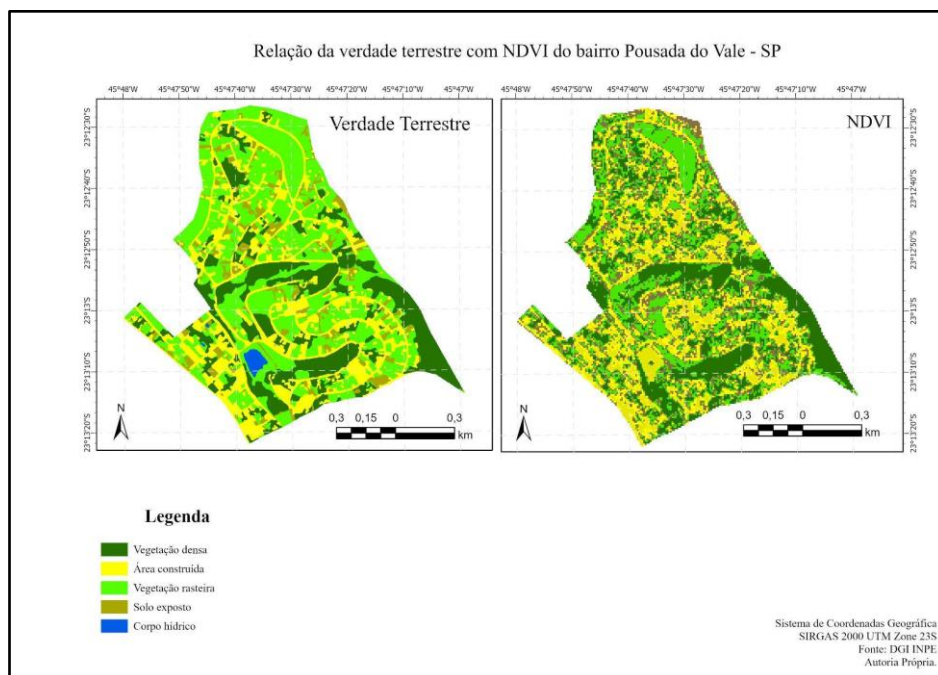
Tabela 16: Matriz de erros Pousada do Vale - Máxima Verossimilhança

Pousada do Vale - Máxima Verossimilhança								
Classificação/ Referência	Vegetação densa	Área construída	Vegetaçã o rasteira	Solo exposto	Corpo hídrico	Total	Erro- Inclusão (%)	Exatidão- Consumidor (%)
Vegetação densa	63	9	22	1	0	95	33,68	66,32
Área construída	8	69	26	9	0	112	38,39	61,61
Vegetação rasteira	24	28	118	8	1	180	34,44	65,56
Solo exposto	9	23	12	12	0	56	78,57	21,43
Corpo hídrico	0	0	2	0	2	4	50	50
Total	104	129	180	30	3	446		
Erro- Omissão(%)	39,42	46,51	34,44	60	33,33			
Exatidão- produtor(%)	60,58	53,49	65,56	40	66,67			
Kappa	0,42							
Exatidão global (%)	59,06							

Fonte: autoria própria

A seguir, a figura 13 abaixo explicita a comparação entre o NDVI e a verdade terrestre.

Figura 13: Comparação com classificador NDVI com a verdade terrestre do bairro Pousada do Vale.



Fonte: autoria própria

Conforme pode ser observado na tabela 17, abaixo, correspondente à matriz de erros do Pousada do vale para o método do NDVI, há uma distribuição para o erro de omissão de: Corpo hídrico (100%), Solo exposto (94,89%), Área construída (63,63%), Vegetação rasteira (42,01%) e Vegetação densa (38,09%). Fica evidente o alto índice de omissão das classes de corpo hídrico e solo exposto. Estas classes apresentam baixa representatividade em relação à area do bairro, 0,73% para o corpo hídrico e 7,23% para o solo exposto, como mostrado na tabela 15.

Analisando apenas a perspectiva da exatidão do consumidor, o resultado obtido se mostrou com alta probabilidade de acerto na classificação de vegetação densa (65%). O NDVI tem como característica representar a eficiência na caracterização dos alvos vegetativos, em comparação com os demais níveis de reflectância dos alvos estudados.

Considerando os 497 pontos coletados aleatoriamente para a realização da presente análise, foram atribuídos 208 pontos corretamente na respectiva classe de origem, definida pela verdade terrestre, culminando numa exatidão global de 41,85%, e índice kappa de 0,22, sendo mensurado como uma interpretação fraca, pela tabela 04.

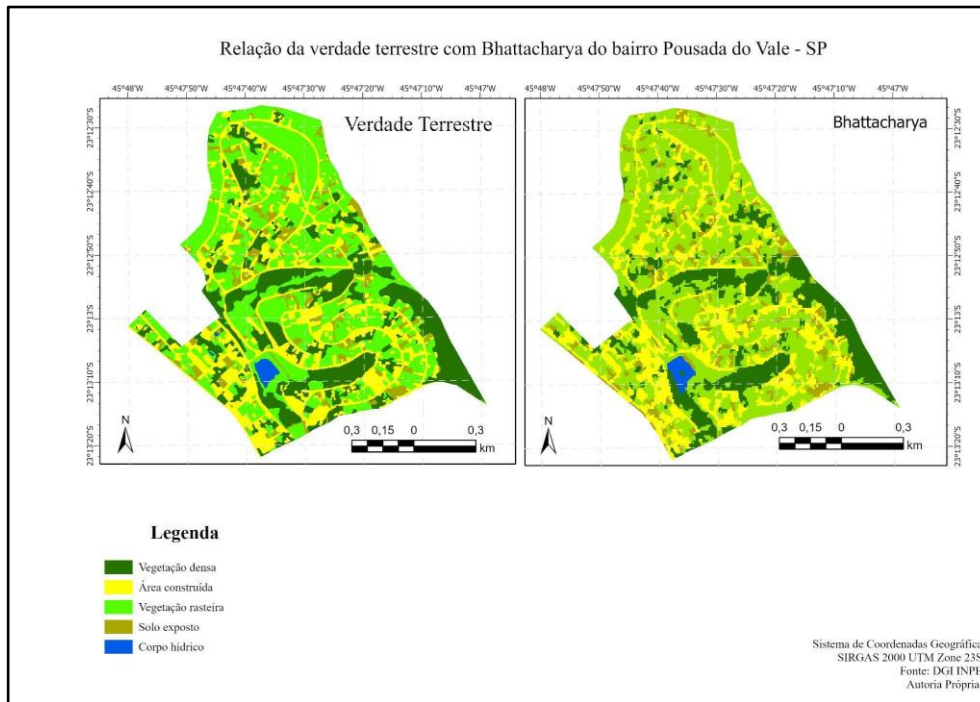
Tabela 17: Matriz de erros Pousada do Vale - NDVI

Pousada do Vale - NDVI								Exatidão-Consumidor (%)
Classificação/Referência	Vegetação densa	Área construída	Vegetação rasteira	Solo exposto	Corpo hídrico	Total	Erro-Inclusão (%)	
Vegetação densa	78	12	18	12	0	120	35,00	65,00
Área construída	14	56	24	29	0	123	54,47	43,53
Vegetação rasteira	30	57	69	52	0	208	66,82	33,18
Solo exposto	4	25	7	5	0	41	87,80	12,20
Corpo hídrico	0	4	1	0	0	5	100	0
Total	126	154	119	98	0	497		
Erro-Omissão (%)	38,09	63,63	42,01	94,89	100			
Exatidão-produtor(%)	61,91	36,37	57,99	5,11	0			
Kappa	0,22							
Exatidão global (%)	41,85							

Fonte: autoria própria

Como último resultado para o bairro do Pousada do Vale, a figura 14 expressa o resultado da comparação entre a verdade terrestre e a classificação obtida pelo método supervisionado Bhattacharya.

Figura 14: Comparação com classificador Bhattacharya com a verdade terrestre do bairro Pousada do Vale.



Fonte: autoria própria

Partindo para a análise quantitativa do classificador Battacharya, a tabela 18 apresenta a matriz de erros correspondente. É possível mensurar a seguinte sequência no erro de omissão para as classes avaliadas: Solo exposto (76%), Área construída (41,77%), Vegetação rasteira (37,56), Vegetação densa (33,33%) e Corpo hídrico (11,34%). Existe uma disparidade no que se observa da classe de solo exposto em relação às demais classes, com uma exatidão do produtor de apenas 24%, tal fato se deve, provavelmente, a pouca disponibilidade em área da classe (7,23%) no bairro em análise.

A análise da exatidão do consumidor mostra uma boa classificação, tendo uma variação de 24% até 80%, sendo a única classe que não ficou em um nível de satisfação maior que 50% foi novamente o solo exposto.

Analisando a diagonal da tabela 18, que corresponde aos pontos concordantes com a verdade terrestre, pode-se afirmar que de 443 pontos, apenas 268 destes convergiram com a verdade, refletindo exatidão global de 60,95% e kappa de 0,43, que corresponde à uma classificação moderada de acordo com a tabela 04.

Tabela 18: Matriz de erros Pousada do Vale - Bhattacharya

Pousada do Vale - Bhattacharya								
Classificação/ Referência	Vegetação densa	Área construída	Vegetação rasteira	Solo exposto	Corpo hídrico	Total	Erro- Inclusão (%)	Exatidão- Consumidor (%)
Vegetação densa	60	10	25	1	0	96	37,50	62,50
Área construída	6	66	38	6	0	116	43,10	56,90
Vegetação rasteira	16	31	128	12	1	188	31,91	68,09
Solo exposto	2	5	12	6	0	25	76,00	24,00
Corpo hídrico	1	1	0	0	8	10	20,00	80,00
Total	90	113	204	25	9	443		
Erro- Omissão (%)	33,33	41,77	37,56	76,00	11,34			
Exatidão- produtor(%)	66,67	58,23	62,44	24,00	88,66			
Kappa	0,43							
Exatidão global (%)	60,95							

Fonte: autoria própria

Finalizando as discussões para o bairro do Pousada do Vale, a tabela 19 faz um levantamento dos erros de inclusão e omissão por classificador, com a exatidão global e kappa dos respectivos métodos. Pode-se afirmar que a classe que apresentou um maior percentual de erro foi a de solo exposto, chegando a um erro de omissão no caso do NDVI de 94,90%.

Tabela 19: Erros de inclusão e omissão para cada classificador

Classes	Maxver (%)		NDVI (%)		Bhattacharya (%)	
	Erro de Inclusão	Erro de Omissão	Erro de Inclusão	Erro de Omissão	Erro de Inclusão	Erro de Omissão
Vegetação densa	33,68	39,42	35,00	38,10	37,50	33,33
Área construída	38,39	46,51	54,47	63,64	43,10	41,59
Vegetação rasteira	34,44	34,44	66,83	42,02	31,91	37,25
Solo exposto	78,57	60,00	87,80	94,90	76,00	76,00
Corpo hídrico	50,00	33,33	100,00	100,00	20,00	11,11
Kappa	0,42		0,22		0,43	
Exatidão global (%)	59,06		41,85		60,95	

Fonte: autoria própria

Outra classe que apresentou certa inconsistência foi a do corpo hídrico para o NDVI, onde pela pequena área que o lago possui juntamente com o método aplicado, culminou para a omissão completa do alvo.

O método que apresentou um resultado mais coerente com a referência, de acordo com a tabela 20, foi o classificador supervisionado Bhattacharya, com uma exatidão global de 60,95% com um kappa de 0,43, porém muito próximo do MaxVer com uma exatidão global de 59,06 e kappa de 0,42.

4.4 Vista Verde

O bairro do Vista Verde possui uma extensão territorial de 1,45 km², sendo 14,98% de cobertura vegetativa densa e 76,85% de área construída, sendo grande parte do uso do solo para tal região, caracterizando um bairro mais urbanizado dentre os analisados. A tabela 20 mostra a dimensão de cada classe conforme a área total do bairro.

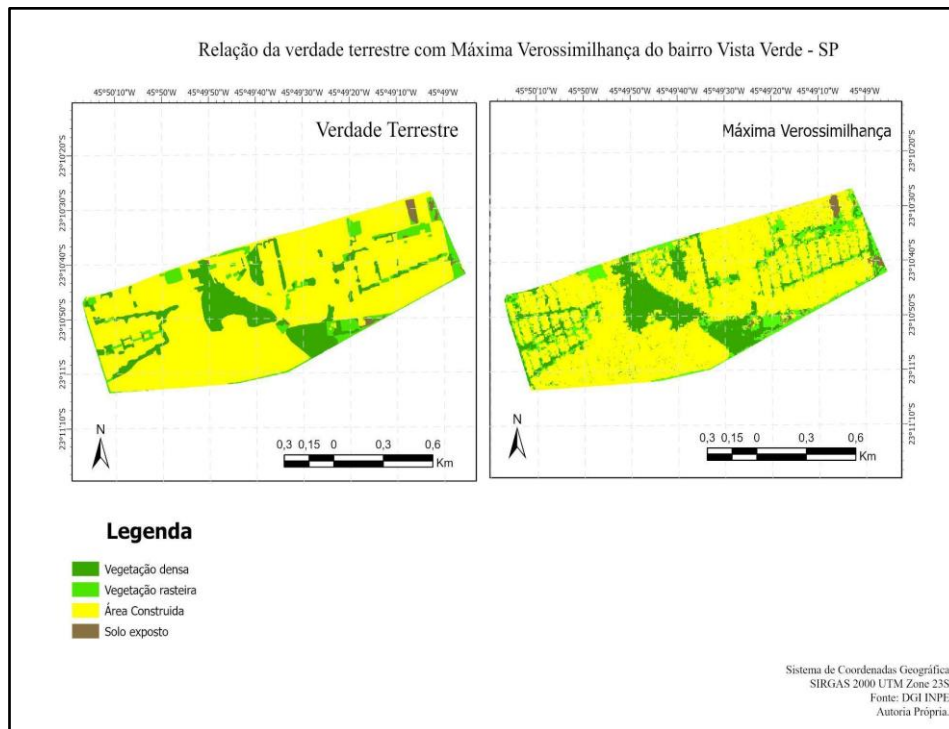
Tabela 20: Área das classes do bairro Vista Verde

Vista Verde	km²	Porcentagem (%)
Vegetação densa	0,21	14,98
Vegetação rasteira	0,10	7,15
Área construída	1,11	76,85
Solo exposto	0,01	1,00
Total	1,45	100

Fonte: O próprio autor.

Na figura 15 é possível visualizar a comparação do primeiro resultado para o bairro em análise, sendo a verdade terrestre em relação ao classificador supervisionado por máxima verossimilhança.

Figura 15: Comparação com classificador de máxima verossimilhança com a verdade terrestre do bairro Vista Verde.



Fonte: autoria própria

A tabela 21 apresenta a matriz de erros do bairro do Vista Verde para o classificador de Máxima Verossimilhança com um erro de omissão distribuído entre as classes de vegetação rasteira (42,85%), vegetação densa (18,75%), solo exposto (16,66%) e área construída (13,74%). Houve maior inconsistência associada à classe de vegetação rasteira, sendo o alvo mais omitido, em sua maioria pela vegetação densa, erro já esperado pela semelhança nos níveis de reflectância em ambos os alvos.

Partindo para a análise do erro de inclusão no bairro em questão, tem-se o mesmo comportamento visto anteriormente para a classe de vegetação rasteira (57,89%), e um aumento considerável para a classe de solo exposto (50%).

Considerando o grau de assertividade deste método de classificação, dos 505 pontos aleatórios gerados para avaliação do resultado, foram caracterizados corretamente 420 pontos, refletindo uma exatidão global de 83,17% e um kappa de 0,61, classificado como boa de acordo com a tabela 04.

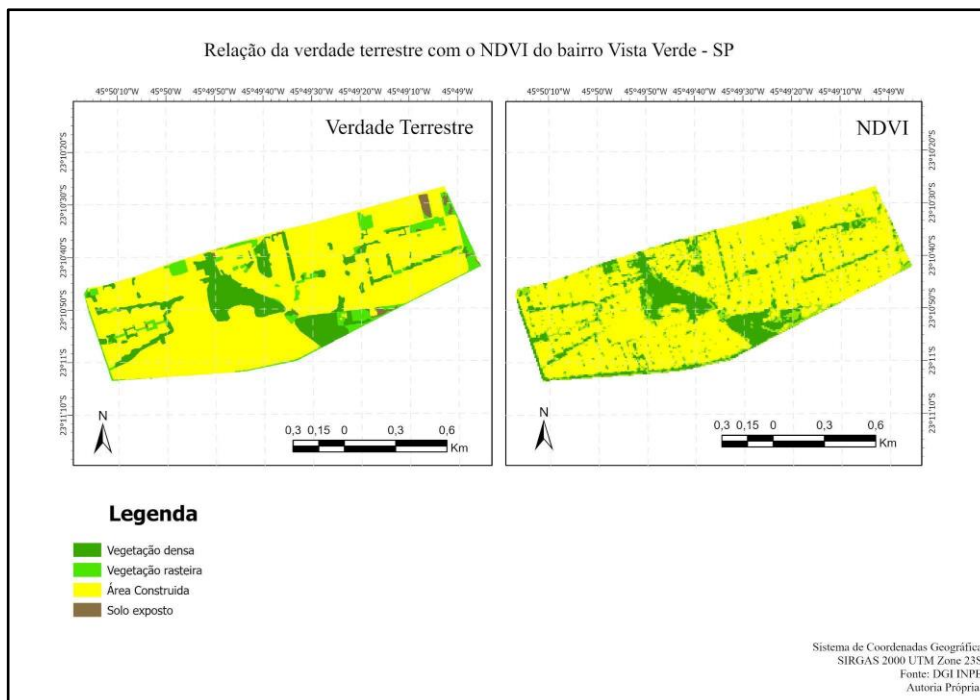
Tabela 21: Matriz de erros Vista Verde - Máxima Verossimilhança

Vista Verde - Máxima Verossimilhança							
Classificação/ Referência	Vegetação o densa	Vegetação rasteira	Área construída	Solo exposto	Total	Erro- Inclusão (%)	Exatidão- Consumidor (%)
Vegetação densa	52	11	23	0	86	39,53	60,47
Vegetação rasteira	4	24	29	0	57	57,89	42,11
Área construída	8	4	339	1	352	3,69	96,31
Solo exposto	0	3	2	5	10	50	50
Total	64	42	393	6	505		
Erro- Omissão (%)	18,75	42,85	13,74	16,66			
Exatidão- produtor(%)	81,25	57,15	86,26	83,34			
Kappa	0,61						
Exatidão global (%)	83,17						

Fonte: autoria própria

A seguir, a figura 16 compara o método do NDVI com a verdade terrestre do bairro Vista Verde através da representação visual de um mapa.

Figura 16: Comparação com classificador NDVI com a verdade terrestre do bairro Pousada do Vale.



Fonte: autoria própria

Pode-se observar na tabela 22 a matriz de erros para o método do NDVI para o bairro em análise, com a seguinte ordem de erros de omissão: Solo exposto (100%), Vegetação rasteira (75%), Vegetação densa (37,87%) e Área construída (10,84%).

Como os maiores índices de erro em análise foram encontrados nas mesmas classes do método anterior. Neste caso, os níveis de reflectância da classe vegetação rasteira podem estar próximos aos do solo exposto, caso a área esteja com pouca vegetação e seca, causando confusão para o classificador.

É possível observar uma alta coerência na classe de área construída, com uma exatidão do consumidor de 88,22%, e exatidão do produtor de 89,16%, por conta da magnitude da classe, em relação à área total do bairro, sendo que 76,85% da região do bairro Vista Verde é composta por área construída.

A validação da classificação, com os 501 pontos gerados aleatoriamente, 393 foram atribuídos corretamente aos seus alvos de referência, apresentando exatidão global de 77,98% e kappa de 0,45, considerada moderada pela tabela 04.

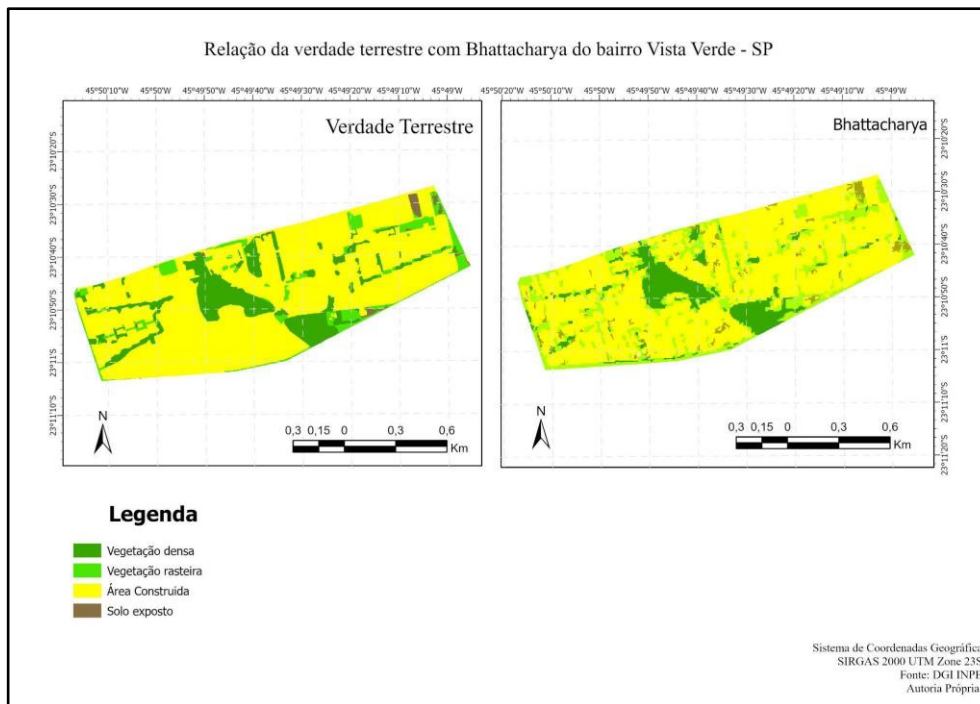
Tabela 22: Matriz de erros Vista Verde - NDVI

Vista Verde - NDVI							
Classificação/ Referência	Vegetação densa	Vegetação rasteira	Área construída	Solo exposto	Total	Erro- Inclusão (%)	Exatidão- Consumidor (%)
Vegetação densa	41	13	21	0	75	45,33	54,67
Vegetação rasteira	7	15	12	0	34	55,88	44,12
Área construída	18	27	337	0	382	11,78	88,22
Solo exposto	0	2	8	0	10	100	0
Total	66	57	378	0	501		
Erro-Omissão (%)	37,87	75,00	10,84	100			
Exatidão- produtor(%)	62,13	25,00	89,16	0			
Kappa	0,45						
Exatidão global (%)	77,98						

Fonte: autoria própria

A seguir, a figura 17, faz referência ao resultado do método do Bhattacharya, juntamente com a comparação do próprio com a verdade terrestre, por meio de um mapa.

Figura 17: Comparação com classificador Bhattacharya com a verdade terrestre do bairro Vista Verde.



Fonte: autoria própria

A matriz de erro do presente método, referenciada pela tabela 23, apresenta um panorama resultante, com os erros de inclusão e omissão, juntamente com a exatidão global e índice kappa. Analisando separadamente o erro de omissão, houve um percentual de 62,5% para o solo exposto, 59,64% para a vegetação rasteira, 18,36% na classe de vegetação densa e apenas 4,67% de área construída. É evidente um comportamento semelhante ao encontrado nos métodos anteriores para este bairro, de um alto percentual de erro de omissão de solo exposto e vegetação rasteira, com equena representatividade destas classes.

Houve pouco erro de inclusão atribuído a este resultado, sendo apenas a vegetação densa, a classe que obteve um valor mais elevado (34,42%), sendo justificado pela omissão da vegetação rasteira, que em tese, para o tal bairro acarretou certas inconsistências ligadas à confusão de ambas as classes.

Considerando os pontos gerados aleatoriamente, com o intuito de se gerar a matriz de erros, dos 452 pontos apenas 392 destes foram assimilados corretamente à referência, resultando em uma exatidão global de 85,96% e um kappa de 0,64, sendo considerado bom pela tabela 04.

Tabela 23: Matriz de erros Vista Verde - Bhattacharya

Vista Verde - Bhattacharya							
Classificação/ Referência	Vegetação densa	Vegetação rasteira	Área construída	Solo exposto	Total	Erro- Inclusão (%)	Exatidão- Consumidor (%)
Vegetação densa	40	10	9	2	61	34,42	65,58
Vegetação rasteira	3	23	5	1	32	28,12	71,88
Área construída	3	24	326	2	355	8,16	91,84
Solo exposto	0	0	1	3	4	25,00	75,00
Total	46	57	341	8	452		
Erro- Omissão (%)	18,36	59,64	4,67	62,50			
Exatidão- produtor(%)	81,64	40,36	95,33	37,5			
Kappa	0,64						
Exatidão global	85,96						

Fonte: autoria própria

Considerando a tabela 24 como uma perspectiva mais ampla do comportamento dos métodos referentes à região em análise, tem-se uma boa caracterização para o bairro do Vista verde, visto que para os classificadores supervisionados houve um resultado “bom” com um kappa acima de 0,61. Analisando apenas o método do NDVI, fica evidente uma expansão de inconsistências inerentes ao comportamento de alvos no bairro pelo tal método.

O comportamento ruidoso das classes de vegetação rasteira e solo exposto pode ser observado nos três métodos aplicados, reafirmando novamente que as características dos alvos presentes no bairro e a pouca disponibilidade de áreas de certas classes, favoreceu tal comportamento inconsistente.

Já por outro lado, considerando a classe de área construída, com grande magnitude em área no bairro (76,85%), favoreceu a coleta de amostras e, assim, resultou numa classificação mais próxima do real.

Tabela 24: Erros de inclusão e omissão para cada classificador

Classes	Maxver		NDVI		Bhattacharya	
	Erro de Inclusão	Erro de Omissão	Erro de Inclusão	Erro de Omissão	Erro de Inclusão	Erro de Omissão
Vegetação densa	39,53	18,75	45,33	37,88	34,43	18,37
Vegetação rasteira	57,89	42,86	55,88	75,00	28,13	59,65
Área construída	3,69	13,74	11,78	10,85	8,17	4,68
Solo exposto	50,00	16,67	100,00	100,00	25,00	62,50
Kappa	0,61		0,45		0,64	
Exatidão global (%)	83,17		77,98		85,96	

Fonte: autoria própria

A tabela 25 apresenta um resumo do índice kappa e a exatidão global alcançada em todas as regiões para cada classificador utilizado. Pode-se observar uma variação num intervalo de 0,22 a 0,71 para o kappa, ou seja, o resultado variou entre um índice “fraco” até o “bom”. Já a exatidão global dos resultados obtidos, variou num percentual de 41,85% a 87,69%.

O NDVI foi o método utilizado que se mostrou mais inconsistente, pois em todas regiões de análise não ultrapassou 0,45 do índice kappa. Tal incongruência pode ser explicada pelo fato de que em certas regiões na sua extensão territorial havia mais classes que não pertenciam a uma cobertura vegetal, sendo desfavorável a aplicação do índice.

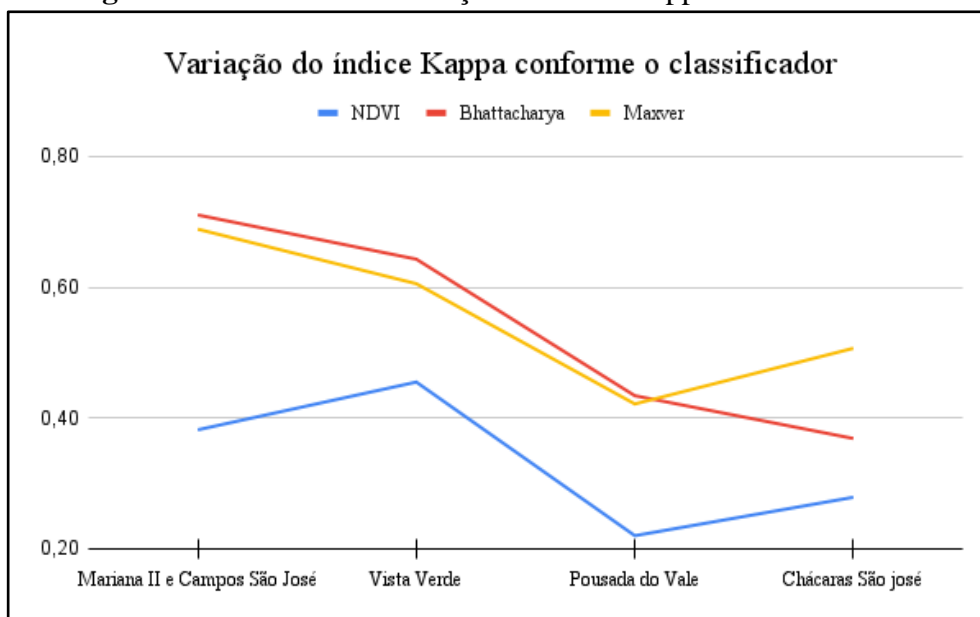
Tabela 25: Índice Kappa e Exatidão Global de cada bairro considerando o respectivo classificador.

Bairros	Classificadores					
	Maxver		NDVI		Bhattacharya	
	Kappa	Exatidão global	Kappa	Exatidão global	Kappa	Exatidão global
Mariana II e Campos São José	0,69	85,03%	0,38	65,40%	0,71	87,69%
Vista Verde	0,61	83,17%	0,45	77,98%	0,64	85,96%
Pousada do Vale	0,42	59,06%	0,22	41,85%	0,43	60,95%
Chácaras São José	0,51	66,81%	0,28	48,19%	0,37	57,00%

Fonte: autoria própria

Analisando os valores obtidos, juntamente com a representação gráfica abaixo dos índices kappas, fica evidente a superioridade dos classificadores supervisionados.

Figura 18: Gráfico da correlação do índice kappa ao classificador.



Fonte: autoria própria

A figura 17 representa graficamente um panorama completo do resultado obtido índice kappa, sendo possível a avaliação entre os classificadores em uma análise qualitativa. O índice kappa que apresentou o melhor resultado foi para o classificador Bhattacharya, para o conjunto de bairros do Campos São José e Mariana II, sendo a classificação sendo considerada boa, conforme a tabela 04. Este classificador, também foi superior nos bairros Vista Verde e Pousada do Vale.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente estudo buscou analisar o uso e cobertura da terra com o enfoque na extensão vegetal em cinco bairros da zona leste do município de São José dos Campos, como forma de gerar um banco de dados para o projeto Ecomuseu.

Um dos dados que, também, compõem o banco de dados é o traçado do corredor ecológico proposto pelo Ecomuseu com informações do banco que já vinham sendo construídas. Este resultado foi o primeiro indício da aplicabilidade das classificações realizadas neste trabalho, sendo um relevante termômetro da funcionalidade dos dados gerados.

Dentre os métodos de classificação testados, os classificadores Maxver e Bhattacharya mostraram-se com melhor funcionalidade para os bairros deste estudo. Embora o NDVI tenha apresentado muitas inconsistências no resultado, a aplicação do método serviu de aprendizado nas distinções em níveis de reflectância e composição de bandas. Apenas ao bairro do Pousada do Vale, que possui menores índices de acurácia, é importante ressaltar que para o tal bairro é possível observar um comportamento de entrelaçamento de classes, que desfavorece a distinção alvos pelos classificadores.

Os métodos avaliados serão repassados ao Ecomuseu, bem como o banco de dados com as imagens do satélite CBERS 4A, usadas em todas as fases do trabalho. No entanto, mesmo com o bom desempenho dos classificadores Battacharya e Maxver, deve-se considerar que por se tratarem de áreas de pequena extensão para avaliação, é importante avaliar o custo benefício de edições nas classificações. Assim, sempre que possível, a interpretação visual das imagens como método para mapeamento de uso e ocupação do solo nestas áreas, como foi efetuado para a comparação com a verdade terrestre, é preferível. Nestes casos, o conhecimento do local, por parte dos analistas do Ecomuseu, deve proporcionar um mapeamento rápido e preciso, evitando posteriores edições pósclassificação.

A criação de um banco de dados para o Ecomuseu, em ambiente SIG gratuito, com imagens de satélite livres de custo, mostrou-se de muita importância, proporcionando uma base de dados estruturada e que pode ser complementada e atualizada sempre que se fizer necessário.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

SERVIÇO FLORESTAL BRASILEIRO. Inventário Florestal Nacional: principais resultados: São Paulo. Brasília, DF: MMA, 2018. 83 p. (Série Relatórios Técnicos - IFN). Disponível em: Acesso em: 24 de Setembro de 2022.

ARCGIS PRO, Software. Disponível em <<https://www.esri.com/pt-br/arcgis/products/arcgis-pro/overview>>. Acesso em 11 de Agosto de 2022.

POVH, Fabrício Pinheiro et al. Comportamento do NDVI obtido por sensor ótico ativo em cereais. Pesquisa Agropecuária Brasileira, v. 43, p. 1075-1083, 2008.

BORATTO, I. M.; GOMIDE, Reinaldo Lúcio. Aplicação dos índices de vegetação NDVI, SAVI e IAF na caracterização da cobertura vegetativa da região Norte de Minas Gerais. 2013.

CONGALTON, R. G.; GREEN, K. Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and applications. Boca Raton: Lewis Publishers, 2008.

OLOFSSON, P. et al. Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sensing of Environment*, v. 148, p. 42-57, 2014.

CONGALTON, R. G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environmental*, v. 49, n. 1, 1991. GALPASORO, L. U. FERNANDEZ, S. P. Medidas de concordancia: el índice Kappa. 2001. Disponível em: Acesso em: Agosto, 2022.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). Divisão de geração de imagens (DGI). Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2022. Disponível em: <www2.dgi.inpe.br/catalogo/explore>. Acesso no dia 24 de março de 2023.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). **Manual do Spring: tutorial de classificação de imagens**. São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Disponível em <<http://www.dpi.inpe.br/spring/portugues/tutorial/classific.html>>. Acesso em 13/07/2023.

PEREIRA, J.L.G.; BATISTA, G.T.; ROBERTS, D.A. Classificação da cobertura da terra na região amazônica através de classificação de regiões em imagens de proporção de componentes.. IX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, **Anais**, Santos, Brasil, 11-18 setembro 1998, INPE, p. 1483-1494, 1998.

GALPARSORO, L.U. e FERNÁNDEZ, S.P. Medidas de concordância: El índice Kappa. **CAD Aten Primaria**, 2001. Disponível em: <<http://www.fisterra.com/mbe/investiga/kappa/kappa.htm>>. Acesso em: Agosto, 2022.

ALMEIDA, J.R. Gestão de áreas verdes e sustentabilidade: estudo de caso a partir de indicadores de qualidade ambiental urbana. **Paisag. Ambiente: Ensaios**, São Paulo, v. 32, n.48, 2021.

BINS, L.S; ERTHAL, G.J. FONSECA, L.M.G. Um método de classificação não supervisionado por regiões. In: Simpósio Brasileiro de Computação Gráfica e Processamento de Imagens, 5., Águas de Lindóia, 1992. **Anais**. São José dos Campos, INPE, v. 2, p. 65-68, 1992.

BRANCO, T. L. et al. Análise orientada a objetos para a classificação do uso e cobertura da terra do assentamento São José da Boa Morte, RJ. [S.l.]: Embrapa Solos-**Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento**, 2018.

BUCCHIERI FILHO, A. T.; NUCCI, J. C. (2011). Espaços livres, áreas verdes e cobertura vegetal no bairro Alto da XV, Curitiba/PR. *Revista Do Departamento De Geografia*, 18, P. 48-59, 2011. Disponível em: <<https://doi.org/10.7154/RDG.2006.0018.0005>>. Acesso em maio, 2023.

CONGALTON, R. G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely

sensed data. *Remote Sensing of Environmental*, v. 49, n. 1, 1991.

Censo Brasileiro de 2010. Rio de Janeiro: IBGE, 2012. INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE).

WILD, B. de M. (2017). Os Ecomuseus e museus comunitários e os desafios da acessibilidade e da inclusão. *Museologia & Interdisciplinaridade*, 6(12). Disponível em: <<https://doi.org/10.26512/museologia.v6i12.16357>>. Acesso em Agosto de 2022.

ENGESTAT Soluções em imagens de satélite e geoprocessamento – Disponível em <<http://www.engesat.com.br/sentinel-2/>>. Acesso em Julho de 2022.

PMSJC. REVISÃO DO PLANO DIRETOR DE SÃO JOSÉ DOS CAMPOS: Caderno de mapas temáticos. Agosto, 2017. 76p. Disponível em <chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcgclefindmkaj/http://planodiretor.sjc.sp.gov.br/resources/uploads/Link/Arquivo/Caderno_Mapas_Tematicos_rev05.pdf>. Acesso em Agosto de 2022.

CAMARA, G; SOUZA, RCM; FREITAS, UM; GARRIDO, J. Integrating remote sensing and GIS by object-oriented data modelling. *Computer & Graphics*, 20:(3), 395-403, May-Jun, 1996.

COSTA, R.G.; FERREIRA, C.C. Análise do índice de áreas verdes (IAV) na área central da cidade de Juiz de Fora, MG. Sociedade Brasileira de Arborização Urbana de Piracicaba, SP, 4:1, 39-57. 2009. Disponível em <<https://revistas.ufpr.br/revsbau/article/view/66240/38117>>. Acesso em Julho de 2022.

CUNHA, F.R.B. Áreas verdes no município de São José dos Campos, SP. Trabalho de conclusão de curso. Universidade de São Paulo, Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas, Departamento de Geografia, 2016.

FIGUEIREDO, D. Conceitos básicos de sensoriamento remoto. Setembro, 2005. 32p. Disponível em <chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcgclefindmkaj/https://www.clickgeo.com.br/wp-content/uploads/2013/04/conceitos_sm.pdf>.

INACIO, A.S.; LUCAS, B.C.; GOMES, H.B. Extração do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), utilizando-se de imagens da constelação RapidEye e de scripts implementados em linguagem LEGAL / SPRING – Estudo de caso município de São Miguel dos Campos/AL, In: GeoAlagoas, - – Simpósio sobre as geotecnologias e geoinformação no Estado de Alagoas, 4., *Anais*, 2016. Disponível em: <chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcgclefindmkaj/https://dados.al.gov.br/catalogo/dataset/3f1d8b0d-0712-40bc-b6a6-816454f41afd/resource/d0ea420e-92df-443a-90ba-4345be868452/download/extracaodoindice.pdf>.

SANTOS, M. S. Ecomuseu dos Campos de São José: entre memórias e perspectivas. São José dos Campos, SP: CECP, 2020. 108p. Disponível em <Livro Ecomuseu dos Campos de São José (calameo.com)>. 2020.

SHIMABUKURO, Y.E.; NOVO, E.M.; PONZONI, F.J. ÍNDICE DE VEGETAÇÃO E MODELO LINEAR DE MISTURA ESPECTRAL NO MONITORAMENTO DA REGIÃO DO PANTANAL, *Pesq. agropec. bras.*, Brasília, v.33, Número Especial, p.1729-1737, out. 1998.

ANDERSON, L.O. Classificação e monitoramento da cobertura vegetal do Estado do Mato Grosso através de imagens NOAA-AVHRR. Dissertação de Mestrado, INPE, São José dos Campos, INPE, 2005.

PRIOSTI, Odalice e PRIOSTI, Walter. Ecomuseu, Memória e Comunidades: Museologia da Libertação e piracema cultural no Ecomuseu de Santa Cruz. *Camelo Comunicação*: Rio de Janeiro, 2013, p. 38-9.

ROUSE, J. W.; HAAS, R.H.; SCHELL, J.A. DEERING, D.W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In: *Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium, 3.*, Washington, D.C., **Proceedings**, Washington, D.C.: NASA, 1974. p. 309-317.

MORAES, Elisabete Caria. Fundamentos de Sensoriamento Remoto. Capítulo 1. São José dos Campos: Ministério da Ciência e Tecnologia, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2002.

MELLER, André Fabiano Mastella; OLIVEIRA, Carlos Antonio Vieira. Acurácia temática para a classificação de imagens utilizando abordagens por pixel e por objetos. Santa Catarina: *Revista Brasileira de Cartografia*, Departamento de Geociências, Programa de Pós-graduação de Engenharia de Transporte e Gestão Territorial, 2018. Disponível

e

m:

<<https://seer.ufu.br/index.php/revistabrasileiracartografia/article/view/44559>>. Acesso em 14 de junho de 2022.

NOVAES, René A. Júnior; ORTIZ, Jussara de Oliveira. Tutorial, Monitoramento do Espaço através de Imagens de Satélite. São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, Laboratório de aplicações de dados espaciais em apoio à sociedade, 2021.

NOVO, E.M.L.M. Sensoriamento remoto: princípios e aplicações, 4., 2010. 388p.

NUCCI, J. C. Qualidade ambiental & adensamento urbano: um estudo de ecologia e planejamento da paisagem aplicado ao distrito de Santa Cecília (MSP). São Paulo: 1ª Edição Humanitas/FFLCH/USP, p. 1- 235, 2001.

INPE, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres, CBERS; Câmeras Imageadoras CBERS 04A, 2019. Disponível em: <<http://www.cbbers.inpe.br/sobre/cameras/cbbers04a.php>>. Acesso em: 28 de junho de 2022.

EMBRAPA, Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. Satélites de Monitoramento, 2020. Disponível em: <<https://www.embrapa.br/satelites-de-monitoramento/satelites>>. Acesso em: 25 de junho de 2022.

SANTOS, J. A. P.; TAVARES, J. R. Jr. Classificação Supervisionada e saldo de radiação para a discriminação de alvos de superfície no entorno do reservatório de Itaparica, PE. Revista Brasileira de Cartografia, Edição de Fotogrametria e Sensoriamento Remoto, No 69/6: 1211-1222 Sociedade Brasileira de Cartografia, Geodésia, Fotogrametria e Sensoriamento Remoto ISSN: 1808-0936,2017.

MELO, G. A. S; MOURA, W.N.; TRENTIN, A.B. Análise comparativa algoritmos para classificação do uso do solo no município de Santa Margarida. Salão internacional de ensino, pesquisa e extensão, SIEPE, 9, Anais, Universidade Federal do Pampa | Santana do Livramento, 21 a 23 de novembro, 2017. Disponível em < chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcglclefindmkaj/https://guri.unipampa.edu.br/uploads/evt/arq_trabalhos/13036/seer_13036.pdf>.

PMSJC – Prefeitura Municipal de São José dos Campos. Informativo São José. Disponível em < [Alambari - Prefeitura de São José dos Campos \(sjc.sp.gov.br\)](http://Alambari-Prefeitura.de.São.José.dos.Campos.sjc.sp.gov.br)>. Acesso em Julho de 2022.

QGIS Development Team, 2022. QGIS Geographic Information System. Open Source Geospatial Foundation Project. <http://qgis.osgeo.org>.

NOVO, E. M. L. M, - Sensoriamento Remoto, Princípios e Aplicações - Edgard Blucher, 1998.

VASCONCELOS, C.H; NOVO, E.M.M. Mapeamento do uso e cobertura da terra a partir da segmentação e classificação de imagens – fração solo, sombra e vegetação derivadas do modelo linear de mistura aplicado a dados do sensor TM/Landsat5, na região do reservatório de Tucuruí - PA. Acta Amazonica, 34:3, 2004, 487=493. Disponível em <https://doi.org/10.1590/S0044-59672004000300014>>.

OLIVEIRA, B.S.; MATAVELI, G.A.V. Avaliação do desempenho dos classificadores Iseseg e Bhattacharya para o mapeamento de áreas de cana-de-açúcar no município de Barretos-SP, XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto – SBSR, **Anais**, Foz do Iguaçu, PR, Brasil, 13 a 18 de abril de 2013, INPE.

PEREIRA JUNIOR, A. C.; ANTONIOLI, V.; BRETOS, A.L. K. Comparação entre métodos de classificação para mapeamento de áreas queimadas no parque estadual do Jalapão, Tocantins. Seminário de Atualização em Sensoriamento Remoto e Sistemas de Informações Geográficas Aplicados à Engenharia Florestal, 10, pp: 544-552. 2012.

BARGOS, D.C.; MATIAS, L.F. Áreas verdes urbanas: um estudo de revisão e proposta conceitual. REVSBAU, Piracicaba, SP, v.6, n.3, p.172-188, 2011.

SCHOENMAKERS, R.P.H.M.; WILKINSON, G.G.; SCHOUTEN, Th. E. Segmentation of remotely-sensed Images: a redefinition for operational applications. **IGARSS'91**, International Geoscience Remote Sensing Symposium, v.2 p.1087-1090. 1991.

