

Classificação de imagens para cadastro de vegetação arbórea no município de Pelotas, RS, Brasil

Marjana Ferreira Mendes¹

Universidade Federal de Pelotas

Mayara Ferreira Mendes²

Museu de Zoologia da Universidade de São Paulo

Felipe Martins Marques da Silva³

Universidade Federal de Pelotas

RESUMO

Dentro do planejamento urbano das cidades, torna-se extremamente necessário um plano diretor de áreas de preservação nativas que está integrado ao setor de política ambiental. A falta de um sistema eficiente de monitoramento das áreas nativas fomenta o crescimento desordenado das cidades que não possuíam o devido planejamento, desencadeando graves problemas ambientais e desequilíbrios sociais. Nesta perspectiva, o estudo caracterizou integrado ao ambiente SIG (Sistema de Informações Geográficas) com uma análise no uso e cobertura da terra visando principalmente à vegetação no município de Pelotas – RS, Brasil, através da classificação supervisionada MAXVER (pixel a pixel) Ortofotos. Resultados obtidos aqui permitem a produção de mapas temáticos a partir das características tabuladas que contribuem para a eficácia das classificações associadas a uma redução do tempo e custo do trabalho de preservação das áreas nativas, auxiliando nos pontos que devem ser melhor fiscalizados por estarem sujeitos a maiores irregularidades.

Palavras-chave: Sensoriamento Remoto; Classificação Supervisionada; Ortofotos.

¹ Graduação em Geoprocessamento, Centro de Engenharias, Universidade Federal de Pelotas (UFPel), Pelotas, RS, Brasil. **ORCID:** <https://orcid.org/0000-0002-4520-1805>. **Lattes:** <http://lattes.cnpq.br/9426033011353596>.
E-mail: marjanamendes17@hotmail.com

² Pós-doutorado no Museu de Zoologia da Universidade de São Paulo (MZUSP), São Paulo, SP, Brasil.
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7551-639X>; **Lattes:** <http://lattes.cnpq.br/9735793095218819>
E-mail: ferreiramendesmayara@gmail.com

³ Doutor no Centro de Engenharias, Universidade Federal de Pelotas (UFPel), Pelotas, RS, Brasil. **ORCID:** <https://orcid.org/0000-0002-8255-0203>. **Lattes:** <http://lattes.cnpq.br/7282423941019749>
E-mail: engfelipemarques21@gmail.com

Classification of images for registration of arboreal vegetation in the municipality of Pelotas, RS, Brazil

ABSTRACT

Within the urban planning of cities, a master plan of native preservation areas is urgently needed which is integrated into the environmental policy sector. The lack of an efficient system for monitoring native areas encourages the disorderly growth of cities that do not have proper planning, triggering serious environmental problems and social imbalances. In this perspective, the study characterized the GIS environment (Geographic Information System), an analysis of the land use and cover for vegetation in the municipality of Pelotas - RS, Brazil, through the supervised classification MAXVER (pixel by pixel) of Orthophotos. Techniques were carried out with the aid of Remote Sensing, where it was possible to analyses the effectiveness of the classifications made in the image and the proximity with terrestrial truth, as well as the evaluation of the results, to consider the reliability of the obtained results, later allowing the production of maps based on the tabulated characteristics. Finally, the results contribute to the effectiveness of the classifications associated with a reduction in the time and cost of work in preserving native areas, helping in the points that should be better supervised because they are subject to greater irregularities.

Keywords: Remote Sensing; Supervised Classification; Orthophotos.

Clasificación de imágenes para registro de vegetación arborórea en el municipio de Pelotas, RS, Brasil

RESUMEN

Dentro de la planificación urbana de las ciudades, es sumamente necesario un plan maestro de áreas de preservación nativa que se integre al sector de políticas ambientales. La falta de un sistema eficiente de seguimiento de las zonas nativas fomenta el crecimiento desordenado de ciudades que no contaron con una planificación adecuada, desencadenando graves problemas ambientales y desequilibrios sociales. Desde esta perspectiva, el estudio se integró en el entorno SIG (Sistema de Información Geográfica) con un análisis de uso y cobertura del suelo, centrándose principalmente en la vegetación del municipio de Pelotas – RS, Brasil, a través de la clasificación supervisada MAXVER (píxel a píxel) Ortofotos. Los resultados aquí obtenidos permiten la producción de mapas temáticos basados en las características tabuladas que contribuyen a la efectividad de las clasificaciones asociadas a una reducción en el tiempo y costo del trabajo para preservar las áreas nativas, ayudando en los puntos que deben ser mejor monitoreados tal como están sujetos a mayores irregularidades.

Palabras clave: Teledetección; Clasificación supervisada; Ortofotografías.

INTRODUÇÃO

A busca de novos instrumentos e técnicas que facilitem a apreensão e a compreensão do mundo em que vivemos foi um dos objetivos norteadores do processo de evolução do conhecimento humano. A utilização das imagens geradas a partir de sensores remotos de satélites como fonte de dados para estudos em diversas áreas já é uma realidade (MOREIRA et al., 2009). As informações repassadas para o público corroboram tal fato, onde através da mídia televisiva e impressa sobre guerras, previsão meteorológica, desastres ecológicos, entre outros assuntos, utilizam cada vez mais, como veículo facilitador do processo comunicativo, imagens geradas a partir de helicópteros, satélites, atualmente drones, entre outros.

No campo técnico-científico as imagens geradas através de sensores orbitais e suborbitais são utilizadas como base para estudos e levantamentos que vão do campo da geografia urbana até as pesquisas por civilizações perdidas, passando pelos estudos e levantamentos florestais, cartográficos, geológicos, oceanográficos, urbanos, entre outros (HENRIQUES et al., 2010; RASO et al., 2022). A viabilidade da utilização de imagens de sensores orbitais e suborbitais, particularmente as imagens multiespectrais, que possibilitam a extração de informações nas diferentes partes do espectro eletromagnético facilitando a identificação e discriminação de alvos de interesse, têm-se revelado uma valiosa ferramenta para pesquisadores da área de recursos naturais (HENRIQUES et al., 2010).

O grande interesse do uso de imagens de sensoriamento remoto como fonte de informação para a produção de mapas, como explica Fonseca (2000), é resultado da temporalidade da informação e da boa relação custo benefício proveniente do seu uso. Outro aspecto, destacado pela autora, está relacionado ao potencial dos dados coletados pelos sensores orbitais para detectar mudanças ocorridas no ambiente, permitindo assim monitorar de forma adequada à dinâmica dos processos econômicos e sociais e seus efeitos sobre os ambientes estudados. Estudo realizado e apresentado por Edwards (2000) destaca as três principais formas de utilização do Sensoriamento Remoto para gerenciamento Municipal: como base para o plano de gerenciamento; na detecção de mudanças no ambiente ao longo do tempo e; na estruturação de estratégias de monitoramento.

No Brasil mais de 80% dos habitantes vivem em áreas urbanas (IBGE, 2024), que, apesar das facilidades e do comodismo oferecido, apresentam padrões indesejáveis de qualidade ambiental, ou seja, padrões aquém dos desejáveis para uma vida plenamente saudável. Nas últimas décadas, muitos estudos vêm sendo realizados sobre a arborização urbana, enfocando os mais variados problemas, tais como espécies inadequadas, manejo impróprio e a falta de conhecimento das pessoas em relação aos benefícios que as árvores podem proporcionar (IBGE, 2014; MOREIRA, 2016; NASCIMENTO & CHAVES, 2023). Dentre as principais justificativas para tais problemas encontrados nas grandes cidades, destaca-se o crescimento desordenado, acompanhado de processo de industrialização e urbanização, revelando consequências nocivas ao meio ambiente (NASCIMENTO & CARVALHO, 2003).

A utilização de árvores em vias públicas e privadas, bem como praças, parques, bosques e jardins são fatores que ajudam a mitigar tais problemas, ampliando a qualidade de vida (FREITAS & SARDINHA, 2009). De acordo com Detzel (1992), a arborização de cidades realizada de forma planejada, apresenta-se como uma opção para a melhoria da qualidade ambiental urbana, tendo em vista os benefícios diretos e indiretos proporcionados pelas áreas verdes públicas e privadas. Como na maioria das cidades, Pelotas foi crescendo sem planejamento adequado, principalmente no que se refere à arborização e apresenta em paralelo ao crescimento populacional, o aumento da degradação e um déficit quanto ao índice de áreas verdes per capita em relação aos valores recomendados pela 11 Organização Mundial de Saúde, os quais necessitam ser fiscalizados e ampliados (LOPES & MASUTTI, 2012).

Trabalhar arborização em uma cidade como Pelotas, que possui inúmeros bairros oriundos de ocupações irregulares é um desafio constante, porém, o município de Pelotas, Rio Grande do Sul, Brasil, ponderado à esta necessidade ambiental, tem em sua Lei Municipal nº

4.428 de 1999, (artigo 1º, parágrafo II) o objetivo de instituir e atualizar o Plano Municipal de Arborização Urbana.

O mesmo artigo, cita em seu parágrafo VII e VIII a intenção de elaborar o cadastro da flora municipal; e identificar e monitorar espécimes e associações vegetais, espécies raras, endêmicas e/ou ameaçadas de extinção, objetivando sua preservação, respectivamente (PELOTAS-RS, Lei Municipal nº 4.428 de 1999). Ainda, de maneira complementar, a Lei Municipal nº 5.502 de 2008, em seu artigo 19, parágrafo IV, cita este Plano como instrumento de política ambiental do município (PELOTAS-RS, Lei Municipal nº 5.502 de 2008).

Desta forma, é fundamental que a Prefeitura possa identificar, localizar e quantificar as vegetações existentes no município, visto que, através da Lei Nacional nº 10.257 fica normatizado que "é de competência de cada município instituir políticas que se referem ao uso do solo, e o controle deste tem como objetivo primário a preservação dos parâmetros ambientais e sociais, sendo este instrumento determinado do Plano Diretor" (BRASIL, Lei Nacional nº 10.257 de 2001).

Em alguns municípios, dentro e fora do país, já é possível ver a execução da informatização de dados por intermédio de Secretarias para uma melhor manutenção, monitoramento das árvores e interação social com vista à preservação da arborização urbana, através de programas de educação ambiental. Em sua maioria, isto foi possibilitado através do uso de sensoriamento remoto que tem exercido importante papel no levantamento da expansão e retração destas áreas.

Este estudo buscou analisar a confiabilidade da informação extraída de Ortofotos nas bandas 1, 2 e 3 de resolução 10 cm para cadastro de vegetação arbórea no município de Pelotas, Rio Grande do Sul, Brasil, pelo método de classificação Máxima Verossimilhança (MAXVER). Mais especificamente, nos propusemos a avaliar (i) através de etapas de processamento digital de imagens na área delimitada; (ii) aplicando o método de classificação de imagens digitais; e (iii) analisando os resultados a partir de índice estatístico, bem como por análise visual.

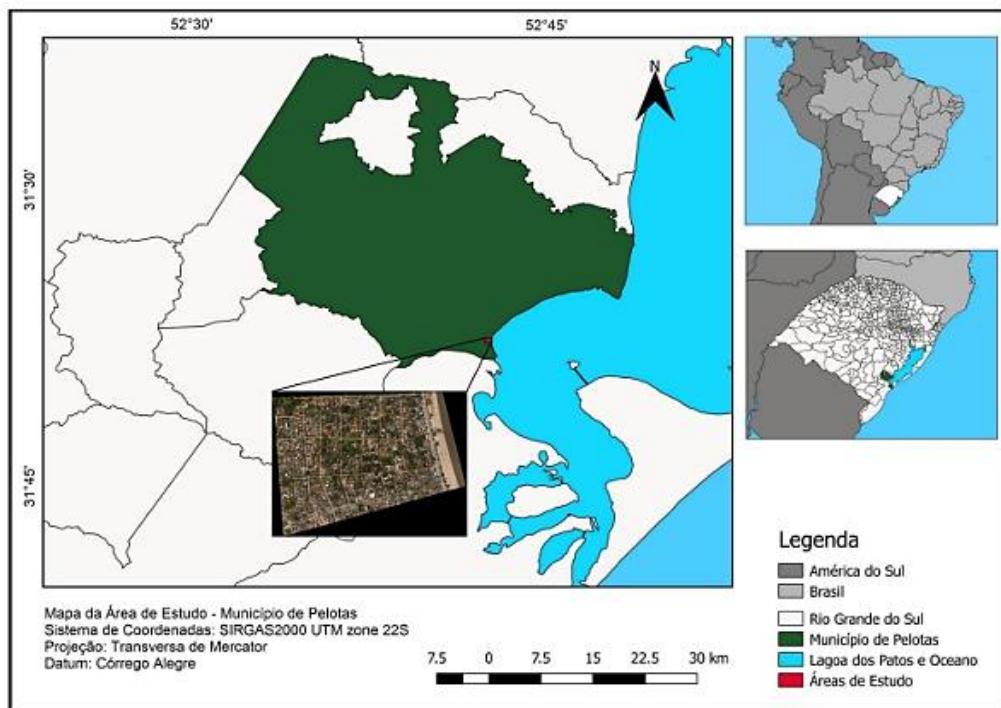
MATERIAIS E MÉTODOS

ÁREA DE ESTUDO

No presente estudo, foi utilizada parte de uma fotografia aérea do município de Pelotas, cedida pela Prefeitura Municipal de Pelotas, através de sua Secretaria de Defesa Civil. Trata-se da área do Bairro Laranjal, reconhecida área de lazer para a população. Este local foi escolhido por apresentar uma área arborizada significativa e densa. As coordenadas de delimitação do município são: 52°30`W 31°45`S e 52°45`W 31° 30`S (Figura 1).

A fotografia aérea está ortorretificada, georreferenciada ao SIRGAS (2000), e possui as bandas do visível, isto é, bandas Red (vermelho), Green (verde) e Blue (azul). Não possui bandas do Infravermelho (Figura 2).

Figura 1. Localização da área de estudo, inserida no município de Pelotas, RS, Brasil.



Fonte: Base de Dados - Google Earth (adaptado por Mendes, M. F. 2018).

Softwares

Para as análises, foram utilizados os seguintes softwares:

a) Spring 5.3

O Spring é um software livre brasileiro para Sistemas de Informações Geográficas (SIG) que teve seu berço no Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), uma das principais instituições de pesquisa do Brasil. O software faz parte de um projeto da Divisão de Processamento de Imagens (DPI) do INPE, o nome do programa vem de Sistema de Processamento de Informações Georreferenciadas. Neste trabalho, o Spring foi utilizado para realizar a classificação das imagens, ao nível do pixel, através do algoritmo de Máxima Verossimilhança.

b) QGis, versão 2.18 (Las Palmas)

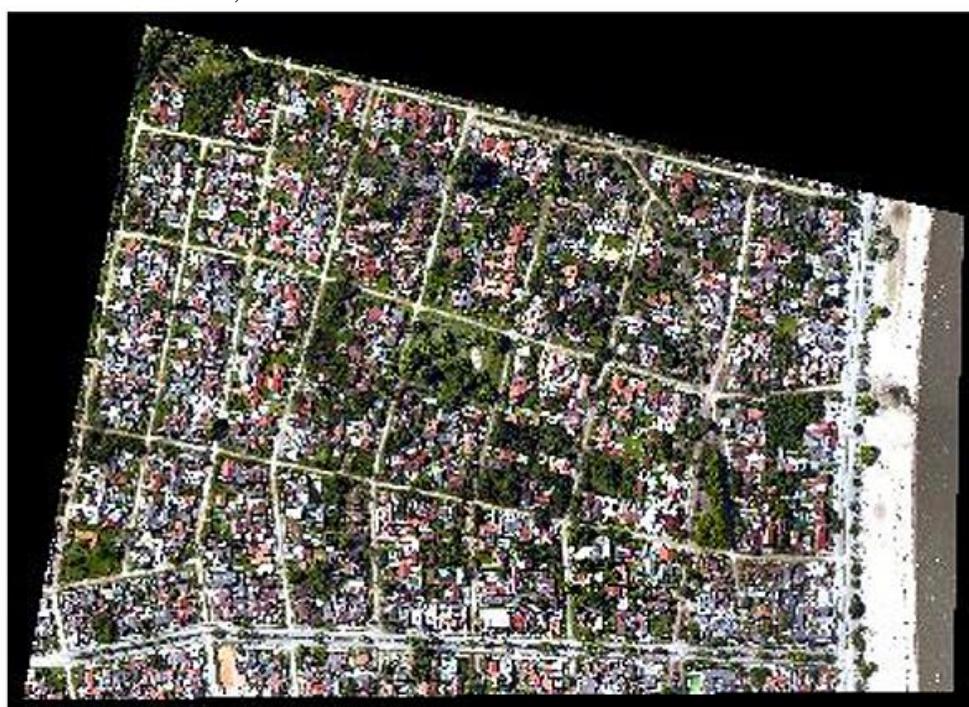
O QGis – forma abreviada de Quantum Gis – é um software livre, de código fonte aberto, multiplataforma, desenvolvido para lidar com dados de informação geográfica. É um projeto oficial da OSGeo (Open Source Geospatial Foundation), sendo um dos softwares de

GIS mais utilizados no mundo. Neste trabalho, o QGis foi utilizado para realizar mosaicos, recortes, e o mapa de localização da área de estudo.

c) Libre Office Calc

Este é um software livre de planilhas, de código-fonte aberto, que faz parte do pacote de softwares livres Libre Office. Faz parte do projeto internacional Libre Office, onde diversos desenvolvedores, de modo colaborativo, aperfeiçoam os softwares constantemente e os disponibiliza gratuitamente. Neste trabalho, o Calc foi utilizado para editar as matrizes de confusão relativas às classificações.

Figura 2. Fotografia Aérea do ano de 2015 da área de estudo, inserida no bairro Laranjal, Pelotas, Rio Grande do Sul, Brasil.



Fonte: Adaptado por Mendes, M. F. 2018.

A imagem da área de estudo deste trabalho é derivada de uma ortofoto, com resolução espacial de 10 cm. Esta imagem foi submetida a pré-processamentos que consistiram no recorte e mosaico da região de interesse (Figura 3).

As etapas do fluxograma representam:

a) Imagem RGB

A imagem da área de estudo passou pelos processos de recorte e realização do mosaico. Desta forma, ajustou-se a imagem para as etapas seguintes.

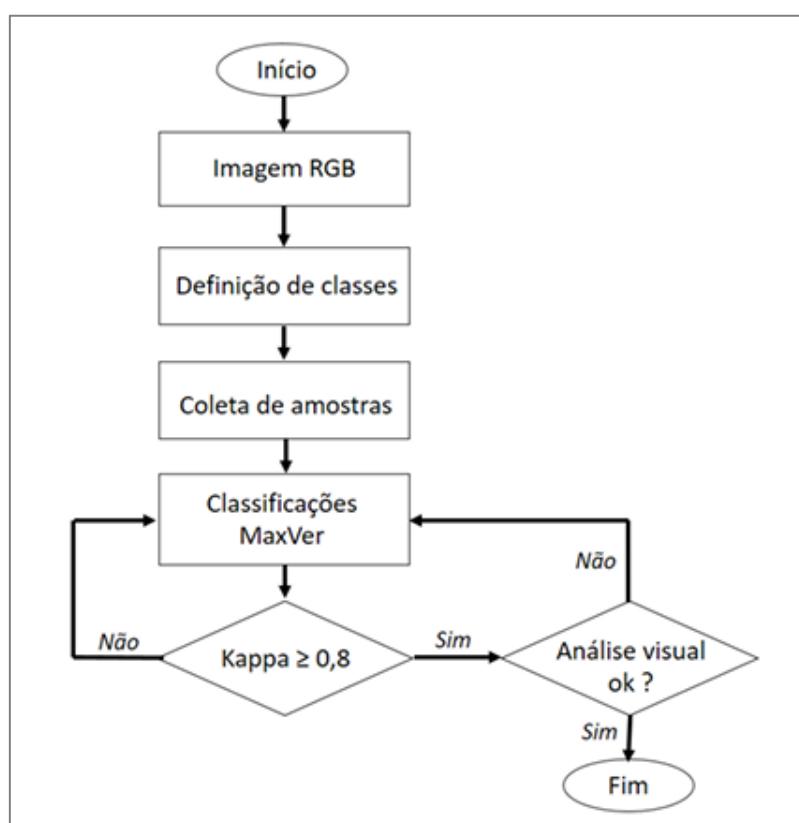
b) Definição de classes

A definição das classes passou pela fotointerpretação da imagem, de modo a se obter um conjunto de classes representativas das feições encontradas na área de estudo. Na tabela 1 demostramos um total de oito classes, com suas respectivas descrições.

c) Coleta de amostras

Definidas as classes, no software Spring fez-se a coletas das amostras representativas destas classes. Buscou-se coletar amostras homogêneas e bem distribuídas ao longo da imagem.

Figura 3. Fluxograma representativo da metodologia de desenvolvimento do estudo. 2018.



Fonte: Adaptado por Mendes, M. F. 2018.

d) Classificações MAXVER

O classificador de Máxima Verossimilhança (MAXVER), como informa Schowengerdt (1983), tem se mostrado eficiente em vários casos de classificação de imagens através do método de padrão de reconhecimento espectral.

Trata-se de uma técnica de classificação supervisionada, onde o analista faz uso de seu conhecimento sobre a cena a ser classificada. Busca-se o reconhecimento de padrões espectrais, através do princípio de que feições semelhantes, manifestam combinações semelhantes de refletância espectral – conforme às propriedades de reflectância do alvo – sendo registrados em

níveis de cinza semelhantes nas imagens, em cada faixa do espectro eletromagnético. (LILLESAND et al., 2008). As divisões do espectro eletromagnético são as bandas dos sensores e, consequentemente, da imagem.

Segundo Tso e Mather (2001), a equação reduzida do algoritmo de classificação MAXVER é dada pela Equação 1, a seguir:

$$\ln \left[P \left(\frac{\mathbf{x}_i}{\mathbf{w}_i} \right) \right] = -\ln |\mathbf{C}_i| + (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_i)^T \cdot \mathbf{C}_i^{-1} \cdot (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_i)$$

Onde, \mathbf{x} e \mathbf{w} são chamados “eventos”, P é a probabilidade de coexistência ou interseção destes eventos, \mathbf{C} é a matriz de covariância da classe \mathbf{w}_i ; e $\boldsymbol{\mu}_i$ é o vetor médio de cada classe.

Os algoritmos de classificação supervisionada, assim como o MAXVER, necessitam da coleta de amostras representativas das classes as quais se deseja representar. Assim, parte-se do princípio que o usuário conhece bem a temática e a região da imagem a ser classificada para poder definir classes representativas. Esta etapa de coleta de amostras é uma fase de treinamento do processo de classificação (SCHOWENGERDT, 1983). O analista coleta as amostras que vão treinar o algoritmo de classificação a buscar, em toda a imagem, pixels semelhantes.

O algoritmo assume que o conjunto de amostras de treinamento de determinada categoria apresenta distribuição gaussiana, isto é, distribuição normal, em que cada classe é descrita pelo vetor médio e pela matriz de covariância. O algoritmo de classificação MAXVER calcula a probabilidade de um dado pixel pertencer a uma classe de cobertura do solo. A classe com maior probabilidade será a classe à qual o pixel irá pertencer (LILLESAND et al., 2008).

Esta busca é finalizada quando a porcentagem de mudança (porcentagem de "pixels" que são reclassificados) definida pelo usuário é satisfeita. Softwares de geoprocessamento que disponibilizam o algoritmo MAXVER, costumam fornecer as porcentagens de mudança de 0,5%, 1%, 5%. Os valores de 0,5%, 1% ou 5% significam que a reatribuição de classes aos "pixels" é interrompida quando 0,5%, 1% ou 5% do total de pixels da imagem, respectivamente, foi alterado.

Coletadas as amostras, passou-se à devida classificação dos demais pixels da imagem através do algoritmo MAXVER. Fez-se três classificações, utilizando as classes citadas na tabela 1, ou subconjuntos das mesmas.

Fez-se, portanto, as seguintes classificações:

1º) Classificação sete classes. Isto é, com todas classes citadas na Tabela 3.

2º) Classificação com três classes: “Árvores”, “Gramados” e “Outros”.

3º) Classificação com duas classes: “Árvores” e “Outros”.

Como o objetivo do trabalho é a identificação da vegetação para cadastro, fez-se tais classificações para verificar se há diferença entre a adoção de diferentes conjuntos de classes temáticas. As classificações foram geradas com um limiar de aceitação de 99%.

TABELA 1. Classes definidas para a área de estudo. 2018.

Classe	Descrição
Árvores	Árvores, arbusto e outras vegetações não rasteiras.
Gramado/Pastagem	Campos e gramados, caracterizados pela sua uniformidade.
Solo Exposto	Regiões de solo exposto ou vegetação rala.
Telhados	Telhados das edificações, pois trata-se de área urbanizada.
Areia	Areia da praia do Laranjal, presente na área de estudo.
Concreto	Material estrutural acinzentado utilizado na construção civil.
Água	Água da lagoa, da Praia do Laranjal.

Fonte: Adaptado por Mendes, M. F. 2018

e) Índice Kappa

Para avaliar a acurácia dos classificadores na construção dos mapas temáticos foi utilizado o índice Kappa, juntamente com os seguintes parâmetros estatísticos: precisão geral do mapa, precisão de cada classe temática, precisão média das classes, erros de omissão e erros de inclusão. As matrizes de confusão geradas pela Spring foram editadas no Libre Office Calc, para melhorar a apresentação dos resultados.

Utilizando o índice Kappa como principal parâmetro estatístico de avaliação, adotou-se o valor 0,8 (80%) como valor aceitável para este trabalho, no entanto, segundo a interpretação de Landis e Koch (1977) é considerada uma classificação excelente.

O índice Kappa é calculado pela equação, dada por:

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^r X_{ij} - \sum_{i=1}^r (X_{i+} \cdot X_{+j})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (X_{i+} \cdot X_{+j})}$$

Onde, **K** = índice de exatidão Kappa; **r** = quantidade de linhas da matriz; **X_{ij}** = quantidade de observações na linha i e coluna j; **X_{i+}** = total marginal da linha i; **X_{+j}** = total marginal da coluna j; e **N** = total de observações.

De acordo com Landis e Koch (1977), o valor do índice Kappa pode ser interpretado de acordo com os intervalos dados na tabela 2, a seguir.

TABELA 2. Interpretação do índice Kappa de acordo com seu valor. 2018.

Intervalo do índice kappa	Interpretação
$K \leq 0,2$	Ruim
$0,2 < K \leq 0,4$	Razoável
$0,4 < K \leq 0,6$	Bom
$0,6 < K \leq 0,8$	Muito bom
$K \geq 0,8$	Excelente

Fonte: Landis e Koch, 1977 (adaptado por Mendes, M. F. 2018).

f) Análise Visual

Apesar do índice estatístico Kappa ser um parâmetro consagrado de avaliação estatística para classificações, fez ainda a análise visual das classificações obtidas.

g) Matriz de Confusão

Também chamada Matriz de Erro ou Matriz de Contingência – é a forma mais utilizada para avaliar a exatidão de uma classificação (FIDALGO, 1995). A matriz de confusão, segundo Story e Congalton (1986), é uma forma efetiva de representar a acurácia de um mapa, descrevendo as acuráncias individuais de cada classe e os erros de comissão e de exclusão. Nesta, os casos de concordância temática entre a referência e o mapeamento encontram-se na diagonal principal (Tabela 3, letra “P”). Este número dividido pelo total de casos é chamado de acurácia total da classificação.

A função da matriz de confusão é representar, quantitativamente, os pixels onde houve concordância ou não concordância entre a detecção digital e a verdade de campo. Embora a análise da matriz de confusão esteja centrada na diagonal principal, os valores fora da diagonal podem indicar detalhes sobre o desempenho da técnica de classificação utilizada (CONGALTON & GREEN, 1999).

Em uma situação ideal, todos os pixels classificados corretamente, seriam apresentados na matriz com valores apenas na diagonal. A matriz de confusão permite avaliar o desempenho das classes individuais observadas no mapa temático, através dos erros de omissão ou comissão.

TABELA 3. Esquema para a análise da matriz de confusão. 2018.

Classes de Interpretação Visual	Classes de Interpretação Terrestre												Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
1	P	P(1-1...1-12)											
2	P												
3	P												
4	P												
5	P												
6	P												
7	P												
8	P												
9	P												
10	P												
11	P												
12	P												P(12-1...12-12)
Total	P(1-1...12-1)												Total

Fonte: Mendes, M. F. 2018.

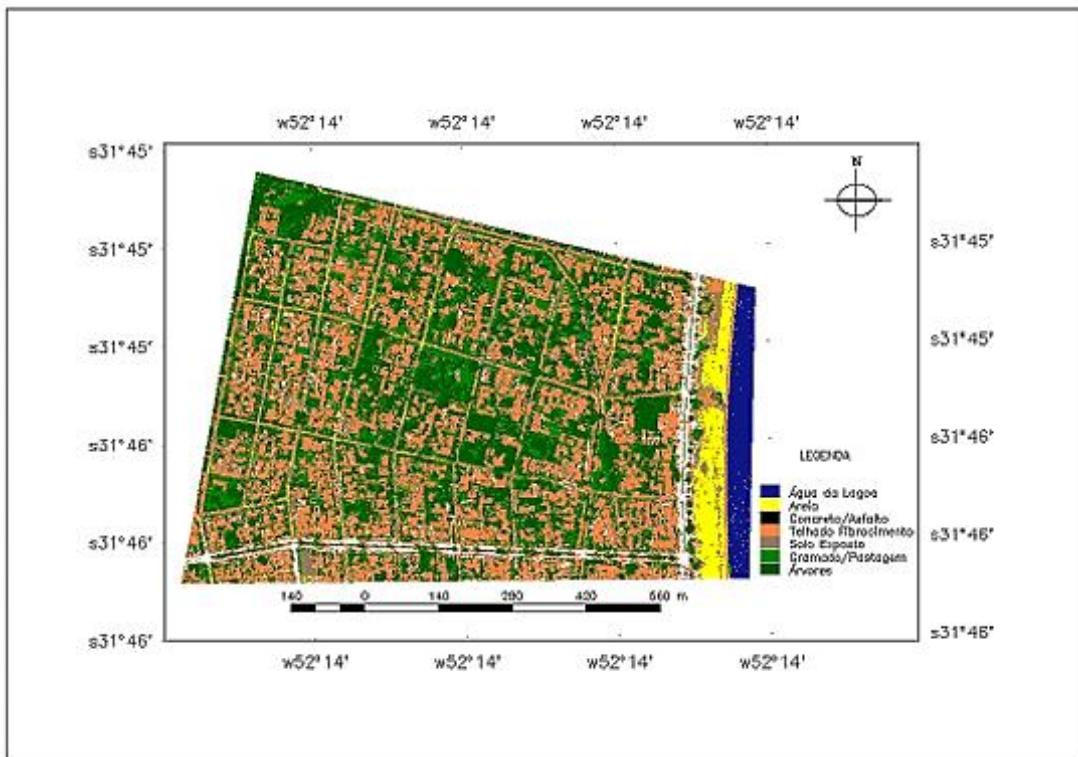
RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os resultados observados demonstram que mesmo com o alto valor do índice Kappa, a classificação se mostrou falha ao classificar erroneamente alguns pixels ou regiões (Figura 4). Houve confusão espectral entre alvos, o que ocorreu devido à similaridade espectral entre eles.

O erro de comissão dado na classe Solo Exposto foi de 16.399 pixels, significando que foram incluídos 45,63% (Figura 5) de áreas de outras classes, no caso: Telhados, Concreto, Areia e Água. Da mesma forma as classes Árvores e Gramado tiveram confusões com menos significância na classificação supervisionada. Porém 17,68% das áreas classificadas da classe Árvores foram incluídas em outras áreas, significando que 84.743 pixels foram para outras classes.

Na categoria Gramado foram omitidos 14.497 pixels, significando 17,99% das áreas que deveriam ser classificadas como “Gramados” foram omitidas e comissionadas em outra classe. Outros problemas de confusão que se atribui na questão de informação espectral semelhantes foram às estradas com solo exposto úmido, tal como as áreas de sombra e até mesmo o fundo da imagem dificultando assim mais ainda a discriminação dos alvos.

Figura 4. Classificação com sete classes.



Fonte: Mendes F. M. 2018.

Figura 5. Matriz Confusão da classificação com sete classes: “Árvores”, “Gramado”, “Solo exposto”, “Telhado”, “Concreto”, “Areia” e “Água”.

Classe	Amostras	Arvores	Gramado	Solo Exposto	Telhado	Concreto	Areia	Água	Total Incluido	Erro de Inclusão	Ex. do Usuário
Arvores	479.263	394.520	83.886	0	677	0	0	180	84.743	17,68%	82,32%
Gramado	80.570	14.456	66.073	0	41	0	0	0	14.497	17,99%	82,01%
Solo Exposto	35.939	0	0	19.540	813	959	14.627	0	16.399	45,63%	54,37%
Telhado	145.888	14	5	6.779	133.858	5.110	56	66	12.030	8,25%	91,75%
Concreto	111.198	0	0	608	1.297	109.293	0	0	1.905	1,71%	98,29%
Areia	607.845	0	2	19.020	1.588	14	587.219	2	20.626	3,39%	96,61%
Água	722.106	0	2.403	905	6.076	844	0	711.878	10.228	1,42%	98,58%
	2.182.809	408.990	152.369	46.852	144.350	116.220	601.902	712.126	160.428		
Total Omitido	14.470	86.296	27.312	10.492	6.927	14.683	248	160.428			
Erro Omissão	3,54%	56,64%	58,29%	7,27%	5,96%	2,44%	0,03%			7,35% (Erro Global)	
Ex. do Produtor	96,46%	43,36%	41,71%	92,73%	94,04%	97,56%	99,97%			92,65% (Ex. Global)	

Índice Kappa = 90,38%

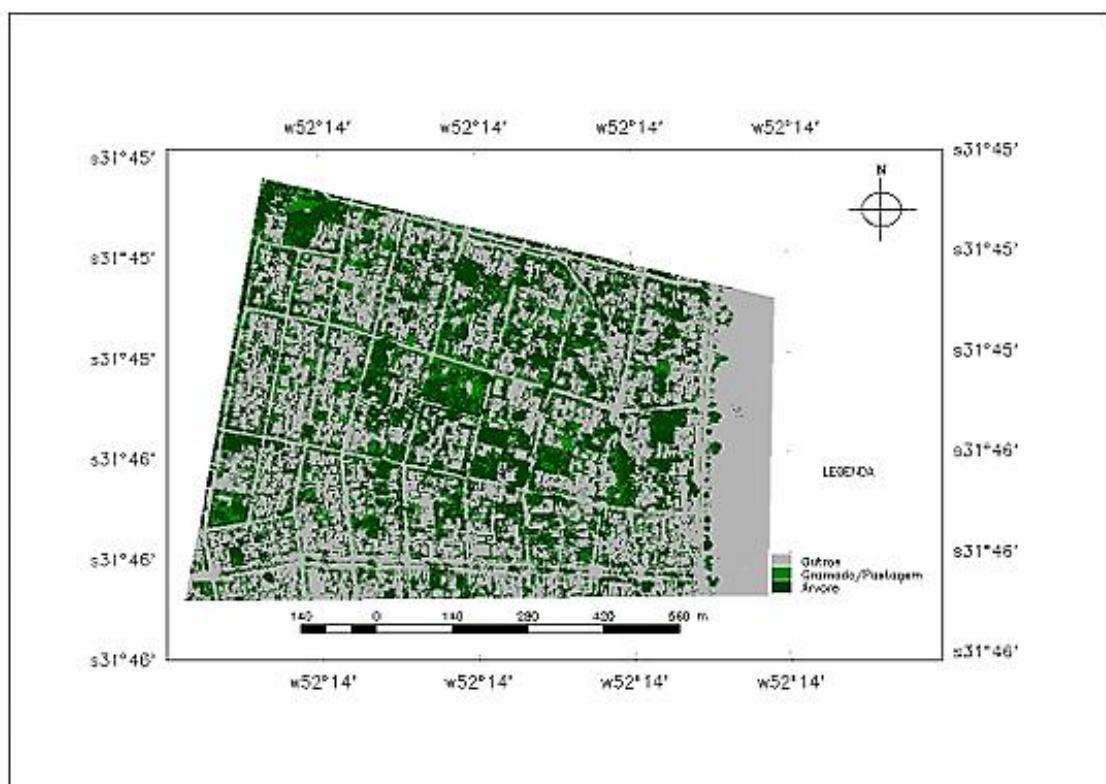
Fonte: Mendes M. F. 2018.

Com foco nas vegetações, dadas pelas classes “Gramado” e “Árvores”, obteve-se alta exatidão na classe “Árvores”; já na classe “Gramado” houve alta exatidão ao usuário, mas baixa exatidão ao produtor. A figura 5, demonstra a matriz classificação que obteve exatidão global de 92,65% e índice Kappa de 90,38%, considerado como excelente. Na classificação com três classes, utilizamos apenas as classes “Árvores”, “Gramados” e “Outros” (Figura 6).

Na matriz de confusão a classificação obteve exatidão global de 96,34% e índice Kappa de 90,46% (Figura 7). Tais valores são pouco superiores às classificações realizadas anteriormente, sendo também considerada uma excelente classificação.

Observando os resultados desta classificação, percebe-se que a classe que apresentou os maiores erros de comissão foi a classe Árvores em cerca de 14,94% dos pixels (Figura 7). Dos 816.071 pixels que deveriam ser assinalados a esta classe, 121.924 pixels foram associados as demais classes. Algumas confusões entre as classes ocorreram de forma que as mesmas apresentam uma informação espectral na composição visível semelhantes ocasionando dificuldade no momento em que o algoritmo faz a interpretação.

Figura 6. Classificação com três classes.



Fonte: Mendes F. M. 2018.

Figura 7. Matriz Confusão da classificação com três classes.

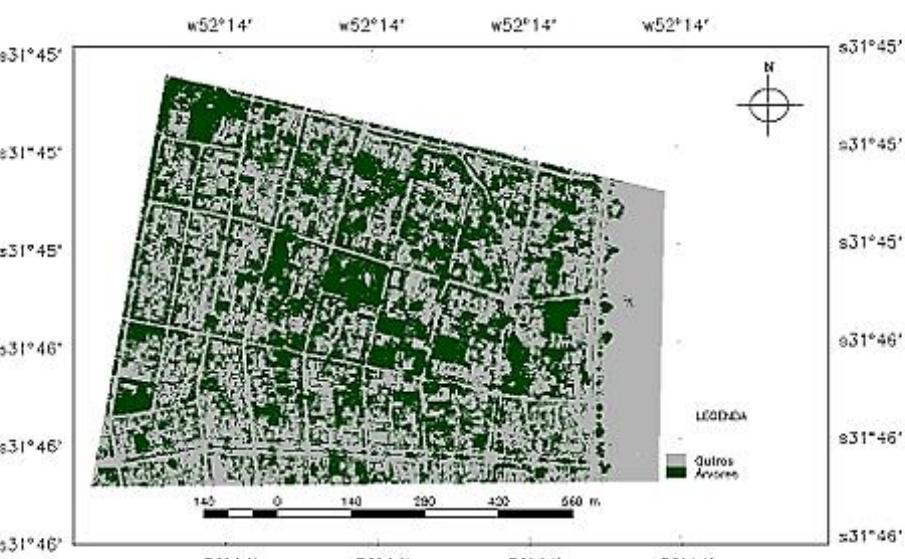
Classe	Amostras	Arvores	Gramado	Outros	Total Incluido	Erro de Inclusão	Ex. do Usuário
Arvores	816.071	694.147	104.619	17.305	121.924	14,94%	85,06%
Gramado	101.021	6622	93.642	757	7.379	7,30%	92,70%
Outros	2.842.055	7696	713	2.833.646	8.409	0,30%	99,70%
	3.759.147	708.465	198.974	2.851.708	137.712		
Total Omitido	14.318	105.332	18.062	137.712			
Erro Omissão	2,02%	52,94%	0,63%			3,66% (Erro Global)	
Ex. do Produtor	97,98%	47,06%	99,37%				96,34% (Ex. Global)

Índice Kappa = 90,46%

Fonte: Mendes F. M. 2018.

Novamente focando nas vegetações, dadas pelas classes “Gramado” e “Árvores”, obteve-se resultados semelhantes à classificação anterior, com alta exatidão na classe “Árvores”; já na classe “Gramado” houve alta exatidão do usuário, mas baixa exatidão do produtor.

Figura 8. Classificação com duas classes.



Fonte: Mendes F. M. 2018.

Para classificação com duas classes, utilizamos apenas as classes “Árvores” e “Outros” (Figura 8, a seguir). A figura 9, demonstra a matriz de confusão da classificação que obteve exatidão global de 99,36% e índice Kappa de 98,40%. Corroborando a exatidão global obteve-se altos valores nos índices estatísticos, com pequenos valores de erros de omissão e de comissão. Entretanto, analisando a imagem, observa-se que os gramados foram classificados como “Árvores”.

Figura 9. Matriz Confusão da classificação com duas classes: “Árvores” e “Outros”.

Classe	Amostras	Árvores	Outros	Total Incluído	Erro de Inclusão	Ex. do Usuário
Árvores	1.018.466	1.005.158	13.308	13.308	1,31%	98,69%
Outros	2.685.534	10.241	2.675.293	10.241	0,38%	99,62%
	3.704.000	1.015.399	2.688.601	23.549		
Total Omitido	10.241	13.308	23.549			
Erro Omissão	1,01%	0,49%		0,64% (Erro Global)		
Ex. do Produtor	98,99%	99,51%		99,36% (Ex. Global)		
Índice Kappa = 98,40%						

Fonte: Mendes F. M. 2018.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste trabalho foi possível obter mapas de uso do solo, utilizando-se de diferentes conjuntos de classes. Observamos, dentre as classificações realizadas, as classificações com sete classes e a classificação com apenas três classes – focada na vegetação, mas separando árvores e gramados – obtiveram resultados semelhantes. Destacamos que é de extrema importância que seus resultados sejam avaliados, a fim de se constatar qual a confiabilidade dos resultados obtidos.

As técnicas de classificação automática são excelentes ferramentas utilizadas do mapeamento de uso do solo, visto que podem ser executadas com imagens e SIG's gratuitos, obtendo-se uma redução do tempo e custo do trabalho. No entanto, enfatizamos que o usuário deve ter cuidado com a seleção de amostras, para que se possa garantir que uma maior proximidade com a verdade terrestre, assim como a avaliação dos resultados, para considerar a confiabilidade dos resultados obtidos.

CONTRIBUIÇÕES DOS AUTORES

Marjana Ferreira Mendes. Conceptualização; investigação; escrita – revisão, edição e rascunho original. **Mayara Ferreira Mendes.** Escrita – formatação e edição. **Felipe Martins**

Marques da Silva. Conceptualização; investigação; supervisão; obtenção de financiamento, escrita – revisão, formatação e edição.

AGRADECIMENTOS

Agradecemos a Dra. Diuliana Leandro, a Dra. Suelen Cristina Movio Huinca e aos revisores por todas as contribuições intelectuais e sugestões. Agradecemos também ao Centro de Engenharias da Universidade Federal de Pelotas (UFPel) onde Marjana Ferreira Mendes realizou o estágio de iniciação científica que possibilitou o delineamento e desenvolvimento do trabalho. Durante as fases de edição, revisão e formatação final do manuscrito Mayara Ferreira Mendes foi beneficiada pela Pró-Reitoria de Inclusão e Pertencimento da Universidade de São Paulo – Brasil (PRIP/USP) - Código de Financiamento nº 2023/001.

REFERÊNCIAS

ANDRADE, T.O.D.E. Inventário e análise da arborização viária da estância turística de Campos do Jordão, SP. 112 p. Dissertação (Mestrado em Agronomia) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2002.

BRASIL. Lei Nacional nº 10.567/ 2001. Coleta, processamento, estocagem, distribuição e aplicação do sangue, seus componentes e derivados. 2001.

CONGALTON, R.G.A review of assessing the accuracy of classification of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, v. 37, n. 1, p. 35-46, 1991.

doi: [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90048-B](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90048-B)

CONGALTON, R.G., GREEN, K. Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: *Principles and Practice*. Mapping sciences series. New York: CRC Press Inc., 1999. 98p.

DETZEL, V.A. Arborização Urbana: importância e avaliação econômica. Anais do Congresso Brasileiro sobre arborização urbana, 39-52p., Vitória – ES, 1992.

EDWARDS, A. Introduction on remote sensing of coastal environments. In: Green E.P., Mumby, P.; Edwards, A.J.; Clark, C.D. *Remote Sensing Handbook for Tropical Coastal Management*, Costal Management Sourcebooks 3, UNESCO Publishing, France, 25-30p. 2000.

FIDALGO, E.C.C. Exatidão no processo de mapeamento temático da vegetação de uma área de Mata Atlântica no estado de São Paulo, a partir de imagens TM-LANDSAT. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto), 184p., Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, Brasil, 1995.

FONSECA, L.G.F. Processamento digital de imagens. São Paulo, INPE, 2000. 110p.

FREITAS, S.C.D.; SARDINHA, D.D.E.S. Avaliação preliminar da arborização urbana na zona oeste de Tambaú (SP): suporte ao planejamento ambiental. In: VI Congresso de Meio Ambiente da Associação de Universidades Grupo de Montevidéu, 2009.

GONZALES, R.C., WOODS, R.E. Processamento digital de imagens. 3.ed. São Paulo: Pearson, 2010.

HENRIQUES, A.P.M., DÓRIA NETO, A.D., AMARAL, R.F. Classification of multispectral images in coral environments using a hybrid of classifier ensembles. *Neurocomputing*, v. 73, n. 7-9, p. 1256-1264, 2010. doi: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2010.01.003>

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Gestão de Território – 2014. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio>. Acesso em: 17 jun. de 2018.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Criando sinergias entre a Agenda 2030 para o desenvolvimento sustentável e o G20 – Caderno Desigualdades: primeiras análises. Rio de Janeiro: IBGE, 2024. Disponível em:

<https://biblioteca.ibge.gov.br/index.php/biblioteca-catalogo>. Acesso em: 01 de fev. de 2024.

JENSEN, J.R. Introductory digital image processing: a remote sensing perspective. 2.ed. New Jersey: Prentice Hall, 316p, 1996.

JENSEN, J.R. Remote sensing of the environment: an Earth resource perspective. 2. Ed, New Delhi, India: Pearson Education India, 613p., 2009.

LANDIS, J.R.E., KOCH, G.G. The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, v. 33, n. 1, p. 159-174, 1977. doi: <https://doi.org/10.2307/2529310>

LILLESAND, T., KIEFER, R.W., CHIPMAN, J. Remote Sensing and Image Interpretation. 6. Ed, John Wiley & Sons, NY, 2008.

LOCH, C. A realidade do cadastro técnico urbano no Brasil. In: XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Anais do Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Florianópolis-SC, 2007.

LOPES, I., MASUTTI, C.S.M. Caracterização Geoambiental e Uso do Solo no município de Santaluz-Ba. In: VI Simpósio Brasileiro de Educação em Solos. Anais do Simpósio Brasileiro de Educação em Solos (CD ROM), 2012.

MENDES, M.F., DA SILVA, F.M.M. Classificação de imagens para cadastro de vegetação arbórea no município de Pelotas/ RS. 39p. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Tecnólogo em Geoprocessamento) – Universidade Federal de Pelotas, Pelotas, 2018.

MOREIRA, A.D.E.A., SOARES, V.P., GLERIANI, J.M., RIBEIRO, C.A.A.S. Utilização de algoritmos de classificação para o mapeamento do uso e cobertura do solo da terra na bacia hidrográfica do ribeirão São Bartolomeu, Viçosa-MG, a partir de uma imagem do sensor IKONOS. In: XIII Simpósio Brasileiro de Geografia Física Aplicada. Viçosa. Eixo 1. 2009.

MOREIRA, M. 2016. Nexo: Nova York mapeou todas as suas árvores. E é possível saber a importância de cada uma. Disponível em: <https://aerialprojectsbr.wordpress.com/>. Acesso em: 18 jun. de 2018.

NASCIMENTO, F.R., CARVALHO, O. Aspectos geoambientais e proposta de zoneamento geoambiental para a Bacia do Baixo Pacoti – CE, Nordeste do Brasil. *Boletim Goiano de Geografia*, v. 23, n. 2, p. 269-287, 2003.

NASCIMENTO, M.DA.C.D.DO, CHAVES, S.V.V. Perfil de Estudos sobre arborização urbana e planejamento: revisão da literatura. *Revista da Sociedade Brasileira de Arborização*, v. 18, n. 1, p. 1-18, 2023.

PELOTAS-RS. LEI MUNICIPAL nº 4.428 / 1999. Flora Nativa e Exótica localizada no município de Pelotas. Edição Municipal, Pelotas, RS. 1999.

PELOTAS-RS. LEI MUNICIPAL nº 5.502 / 2008. Plano Diretor Municipal de Pelotas. Edição Municipal, Pelotas – RS. 2008.

RASO, E.F., MACHAVA, C.D.A., Nhongo, E.J.S. Mapeamento de áreas degradadas pela mineração de ouro através de técnicas de sensoriamento remoto ao longo do Rio Revue – Moçambique. *Revista de Geociências do Nordeste*, v. 8, n. 1, p. 1-9, 2022. doi: <https://doi.org/10.21680/2447-3359.2022v8n1ID22350>

RICHARDS, J.A., XIUPING, J.I.A. *Remote sensing digital image analysis: an introduction*. 4.ed., Alemanha: Springer, 2005.

RODRIGUES, N.M.DE, FARIA, A.L.L.DE. Use of SIG tools in the urban area illegal occupation of part of the São Bartolomeu River - Viçosa, Minas Gerais, Brazil. *Revista Geográfica Acadêmica*, v. 3, p. 18-27, 2009.

SCHOWENGERDT, R.A. Techniques for Image Processing and Classification in Remote Sensing. 249 p. University of Arizona, 1983.

STORY, M., CONGALTON, R.G. Accuracy assessment: a user's perspective. *Photogrammetric Engineering and remote sensing*, v. 52, n. 3, p. 397-399, 1986. doi: [https://doi.org/10.14357/0099-1112/86/5203-397\\$02.25/0](https://doi.org/10.14357/0099-1112/86/5203-397$02.25/0)

TSO, B., MATHER, P.M. Classification methods for remotely sensed data. London: Taylor and Francis, 2001.

HISTÓRICO

Submetido: 18 de agosto de 2024.

Aprovado: 15 de novembro de 2024.

Publicado: 14 de dezembro de 2024.

COMO CITAR O ARTIGO - ABNT

MENDES, M. F.; MENDES, M. F.; SILVA, F. M. M. Classificação de imagens para cadastro de vegetação arbórea no município de Pelotas, RS, Brasil. **FLOVET - Flora, Vegetação e Etnobotânica**, Cuiabá (MT), v. 2, n. 13, e202024018, 2024.