

A CIDADE VISTA POR CIMA: CLASSIFICAÇÃO DA COBERTURA URBANA E SUA IMPORTÂNCIA NO CONTEXTO DA DIVULGAÇÃO DA CIÊNCIA DE DADOS ESPACIAIS

Guilherme Saderio Polino

guilherme.polino@fatec.sp.gov.br
Fatec Adamantina

Paulo Roberto da Silva Ruiz

paulo.ruiz2@fatec.sp.gov.br
Fatec Adamantina

Luiz Gustavo Teixeira

luiz.teixeira12@fatec.sp.gov.br
Fatec Adamantina

1. INTRODUÇÃO

O crescimento populacional urbano é fruto de fatores como a ascensão da demanda por empregos, serviços, consumo e industrialização, ocorrendo de forma acelerada e desorganizada [1] gerando problemas de infraestrutura urbana [2]. Tornando-se necessários investimentos em estudos, levantamentos e monitoramento das cidades para serem utilizados em políticas públicas de intervenção urbana. As ferramentas do Sensoriamento Remoto (SR) aliadas a técnicas de Aprendizado de Máquina (AM) contribuem para a formulação de novas metodologias de estudos e análises urbanas [3].

O objetivo geral deste trabalho contempla a realização de classificações automáticas da cobertura do solo urbano a partir de imagens do satélite CBERS 4A, utilizando os algoritmos *Support Vector Machine* (SVM) e *Random Forest* (RF). E utilização de *Storytelling* para divulgação científica.

2. METODOLOGIA

A área de estudo abrange a região leste da cidade de Adamantina – SP. A imagem CBERS-4A é referente a 30 de junho de 2023, possuindo 4 bandas espectrais com até 2 metros de resolução espacial.

O pré-processamento da imagem contemplou a conversão para radiância, correção atmosférica e fusão de bandas [4].

Foi utilizada a abordagem de classificação baseada em objetos [5]. Para isso, a imagem foi segmentada por meio do algoritmo multirresolução. Este processo é responsável por agrupar os alvos dos pixels vizinhos com características espectrais semelhantes. A partir da definição das classes de cobertura do solo (coberturas cerâmicas, coberturas metálicas, pavimentação, solo exposto, sombra, vegetação arbórea e vegetação rasteira), foram selecionadas amostras representativas de cada uma delas e, a seguir, extrair atributos espectrais para montar a base de dados de treinamento. Dentre os atributos destacam-se os índices vegetação e os atributos customizados obtidos por aritmética entre as bandas [6].

Os algoritmos utilizados para treinamento dos modelos possuem características diferentes. Enquanto o RF constrói múltiplas árvores de decisão para separar as classes a partir dos atributos [7], o SVM busca o melhor hiperplano para separar as classes no espaço de atributos [8]. A partir do cruzamento de pontos aleatórios no mapa referência e das classificações, foi possível construir as matrizes de confusão e obter a acurácia global e por classe para verificar a qualidade das classificações.

A partir de toda a rotina de processamento, foram criados materiais para a divulgação da Ciência de Dados Espaciais em formato de *Storytelling*. Para isso foram utilizadas atividades práticas para estudantes e um material online interativo de *Storymapping* para divulgação dos estudos de SR.

3. RESULTADOS E DISCUSSÕES

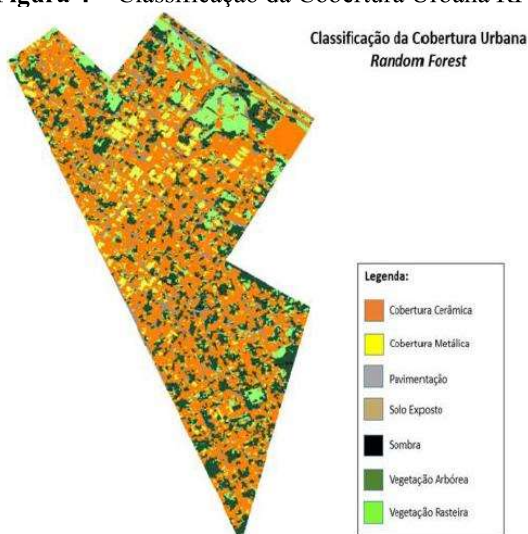
O modelo gerado pelo RF apresentou baixa acurácia global (41,23%). A análise das métricas da classificação expõe as fragilidades do modelo: confusão generalizada entre as classes; falha na detecção das classes, sobretudo entre aquelas com semelhança espectral. A análise visual do mapa de classificação revela um espalhamento indiscriminado de cobertura cerâmica em detrimento a outras que quase não aparecem, caso do solo exposto e sombra.

Figura 3 – Métricas de Avaliação do modelo RF

	precision	recall	f1-score	support
Cobertura Cerâmica	0.4382	0.7842	0.5623	190
Cobertura Metálica	0.4947	0.4196	0.4541	112
Pavimentação	0.2875	0.2170	0.2473	106
Solo Exposto	0.4545	0.1923	0.2703	78
Sombra	0.9000	0.0957	0.1731	94
Vegetação Arbórea	0.3333	0.4211	0.3721	95
Vegetação Rasteira	0.3833	0.3740	0.3786	123
accuracy			0.4123	798
macro avg	0.4702	0.3577	0.3511	798
weighted avg	0.4612	0.4123	0.3799	798

Fonte: Autoria Própria (2025)

Figura 4 – Classificação da Cobertura Urbana RF



Fonte: Autoria Própria (2025)

Em contrapartida, o modelo SVM demonstrou ser mais eficaz, atingindo uma acurácia global de 64,52% (Figura 5), resultado consideravelmente superior.

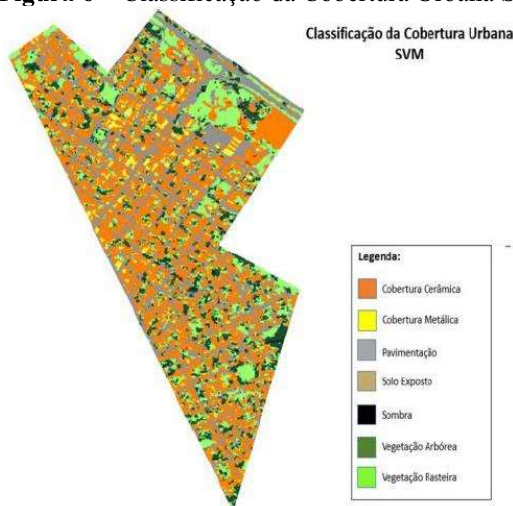
Apesar disso, ainda apresenta problemas relacionados a confusões entre classes espectralmente semelhantes, como entre vegetação arbórea e rasteira, cobertura cerâmica e solo exposto, pavimentação e sombra. Isso indica uma necessidade de refinamento das amostras para diminuir as confusões. O mapa gerado pelo SVM (Figura 6) é visualmente mais realista e coerente, nele, é possível distinguir com mais facilidade a estrutura urbana, como o traçado das ruas e a distribuição da vegetação.

Figura 5 – Métricas de Avaliação do modelo SVM

	precision	recall	f1-score	support
Cobertura Cerâmica	0.5330	0.8496	0.6551	133
Cobertura Metálica	0.8642	0.5738	0.6897	122
Pavimentação	0.6324	0.7890	0.7020	109
Solo Exposto	0.8333	0.2985	0.4396	67
Sombra	0.7500	0.3482	0.4756	112
Vegetação Arbórea	0.7286	0.7133	0.7208	143
Vegetação Rasteira	0.5610	0.7480	0.6411	123
accuracy			0.6452	809
macro avg	0.7003	0.6172	0.6177	809
weighted avg	0.6901	0.6452	0.6334	809

Fonte: Autoria Própria (2025)

Figura 6 – Classificação da Cobertura Urbana SVM



Fonte: Autoria Própria (2025)

Como parte da divulgação científica proposta foi desenvolvido um *Storytelling*, em duas etapas. A primeira foi feita a partir de um pequeno vídeo apresentado para crianças de idade entre 7 e 11 anos para a explicação dos objetivos do Sensoriamento Remoto (disponível em: <https://www.youtube.com/watch?v=zoo9XgOPPvo>).

A segunda etapa do *Storytelling*, foi a criação de um *Storymapping* por meio da plataforma *KnightLab*, que tem como objetivo a criação de softwares que ajudem a contar histórias de forma interativa no meio digital. Utilizando a ferramenta *StoryMapJS* foi feito uma história que explica os conceitos básicos do Sensoriamento Remoto. O nome deste projeto foi “Navegando por Adamantina através do Sensoriamento Remoto”. O acesso a este material está disponível em:

<https://uploads.knightlab.com/storymapjs/421bad0aeb1fc24a14eec78ba5e7a1db/storytelling1/index.html>.

4. CONCLUSÕES

Apesar do *Random Forest* não ter alcançado os resultados almejados, tanto em métrica quanto visualmente, o resultado do SVM é considerado satisfatório, confirmando que, mesmo com suas limitações, os dados do CBERS 4A podem ser utilizados como uma ferramenta gratuita para o planejamento urbano em cidades de pequeno e médio porte.

Com a ressalva de que pesquisas futuras podem aprimorar a precisão por meio de técnicas de classificação híbridas ou pelo refinamento dos atributos utilizados.

5. REFERÊNCIAS

- [1] LEFEBVRE, H. A Revolução Urbana. Belo Horizonte: Ed. UFMG, 1999.
- [2] RAMOS, D. V. Programa de gestão de resíduos sólidos de construção e demolição. In: Encontro Internacional de Produção Científica Unicesumar, 9, Maringá, 2015.
- [3] RAMOS, D. V. et al. Técnicas de sensoriamento remoto empregadas nos estudos urbanos. Synergismus scyentifica UTFPR, v. 12, n. 1, p. 269-278, nov. 2017.
- [4] JENSEN, J. R. Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres. São José dos Campos: Parêntese, 2011. Tradução José Carlos Neves Epiphanyo (coordenador).
- [5] BLASCHKE, T. et al. Geographic Object-Based Image Analysis - Towards a new paradigm. ISPRS journal of photogrammetry

and remote sensing: official publication of the International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS), v. 87, n. 100, p. 180–191, jan. 2014.

[6] RUIZ, P. R. S. Classificação da cobertura do solo urbano usando árvores de decisão a partir de cenas WorldView-2 e WorldView-3 para diferentes níveis de legenda. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - INPE, São José dos Campos, 2017.

[7] BREIMAN, L. Random Forests. Machine Learning, v. 45, n. 1, p. 5–32, 2001.

[8] CORTES, C.; VAPNIK, V. Support-vector networks. Machine Learning, v. 20, n. 3, p. 273–297, 1995

AGRADECIMENTOS

Agradeço à FATEC Adamantina por toda a estrutura disponibilizada para a realização deste trabalho. Expresso minha gratidão ao meu orientador, Prof. Dr. Paulo Roberto da Silva Ruiz, pela orientação e confiança, ao coorientador Luiz Gustavo Teixeira, pelo apoio fundamental, e ao colega Daniel dos Santos Messa, pelo valioso auxílio durante a pesquisa.