ISSN:1984-2295

Revista Brasileira de Geografia Física

Homepage: <https://periodicos.ufpe.br/revistas/rbgfe>

Extração semiautomática de vegetação arbórea em áreas urbanas a partir de imagens aéreas de alta resolução espacial

Jakeline Jesus da Silva¹, Lucas Prado Osco², Danielle Elis Garcia Furuya³, Ana Paula Marques Ramos⁴, Wesley Barbosa Dourado⁵

¹Engenheira Ambiental e Sanitária. Universidade do Oeste Paulista (UNOESTE). Caixa Postal 19067-175 - Presidente Prudente - SP, Brasil. E-mail: jkline13@hotmail.com ²Pesquisador Pós-Doutor. Programa de Pós-Graduação em Recursos Naturais. Universidade Federal de Mato Grosso do Sul (UFMS), Caixa Postal 79070-900 - Campo Grande - MS, Brasil. E-mail: pradoosco@gmail.com ³Mestranda. Programa de Pós-Graduação em Meio Ambiente e Desenvolvimento Regional. Universidade do Oeste Paulista (UNOESTE), Caixa Postal 19067-175 - Presidente Prudente - SP, Brasil. E-mail: daniellegarciafuruya@gmail.com ⁴Professora Doutora. Programa de Pós-Graduação em Meio Ambiente e Desenvolvimento Regional. Universidade do Oeste Paulista (UNOESTE), Caixa Postal 19067-175 - Presidente Prudente - SP, Brasil. E-mail: anaramos@unoeste.br ⁵Professor Mestre. Programa de Graduação em Engenharia Ambiental e Sanitária. Universidade do Oeste Paulista (UNOESTE), Caixa Postal 19067-175 - Presidente Prudente - SP, Brasil. E-mail: wesley@unoeste.br

Artigo recebido em 03/11/2014 e aceito em 07/06/2020

RESUMO

O mapeamento da vegetação arbórea em áreas urbanas pode ser realizado por classificação semiautomática ou automática de imagens orbitais ou aéreas. Contudo, esse tipo de tarefa tem um custo computacional dependente da resolução espacial da imagem. Neste estudo é proposto uma abordagem de extração semiautomática de vegetação arbórea em imagens de alta resolução espacial a baixo custo computacional. Trabalhamos com ortofotos de 1m de resolução, disponibilizadas por órgãos gestores públicos. A abordagem proposta aplica um filtro de médias em recortes de imagens, com 500x500 pixels cada. Ao todo utilizamos 90 recortes. Testamos o algoritmo nas seguintes configurações: separadamente nas bandas (azul, verde e vermelho), em imagem colorida (RGB) e em imagem em tons de cinza. Validamos sua performance usando a matriz de confusão e a curva do Receiver Operating Characteristic (ROC), considerando 3.695 pontos distribuídos homogeneamente em todos os recortes de imagens. Comparamos, ainda, a performance do algoritmo com uma classificação supervisionado por pixel (máxima verossimilhança). Obtivemos uma acurácia global de 90,18%, um índice kappa de 0,80 e uma velocidade de processamento de aproximadamente 1 minuto e 30 segundos para o algoritmo proposto em um computador convencional. A curva ROC obteve uma Area Under the Curve (AUC) equivalente a 0,91 para o algoritmo, considerando o resultado de todas as bandas, e um valor de 0,79 para a classificação supervisionada por pixel. Concluímos que nossa abordagem é computacionalmente eficiente para separar as áreas cobertas por vegetação de áreas não cobertas em ambiente urbano.

Palavras-chave: processamento digital de imagem, classificação de imagens, planejamento ambiental urbano.

Semiautomatic extraction of arboreal vegetation in urban areas using aerial imagery of high spatial resolution

ABSTRACT

Mapping of tree vegetation in urban areas can be performed by semi-automatic or automatic classification of orbital or aerial images. However, this type of task has a computational cost dependent on the spatial resolution of the image. This study proposes an approach of semi-automatic tree vegetation extraction in high spatial resolution images at a low computational cost. We work with 1m resolution orthophotos, made available by public management agencies. The proposed approach applies a medium filter on image clippings of 500x500 pixels each. In all, we use 90 clippings. We tested the algorithm in the following configurations: separately in the bands (blue, green and red), color image (RGB) and grayscale image. We validated its performance using the Confusion Matrix and Receiver Operating Characteristic (ROC) curve, considering 3,695 points evenly distributed across all clippings. We also compared the performance of the algorithm with a pixel supervised classification (maximum likelihood). We obtained an overall accuracy of 90.18%, a kappa index of 0.80 and a processing speed of approximately 1 minute and 30 seconds for the proposed algorithm in a conventional computer. The ROC curve obtained an Area Under the Curve (AUC) equivalent to 0.91 for the algorithm, considering the result of all bands, and a value of 0.79 for the supervised pixel classification. We conclude that our approach is computationally efficient for separating areas covered by vegetation from areas not covered in an urban environment.

Keywords: digital image processing; image classification; urban environmental planning.

Introdução

O planejamento ambiental é um quesito fundamental para o desenvolvimento sustentável, pois permite uma melhor gestão econômica, social e ambiental. A vegetação arbórea é um dos principais indicadores ambientais, pois recebe influência de fatores climáticos, bióticos e antrópicos (Aminipouri et al., 2019), contribuindo para uma série de benefícios sociais e ambientais, como o bem-estar humano, o conforto térmico e a manutenção da fauna local (Guha et al., 2017; Aminipouri et al., 2019; Brandalise et al., 2019; Su et al., 2020).

O mapeamento da localização e das condições das árvores em espaço urbano são informações necessárias para compor o planejamento adequado do espaço urbano (Dian et al., 2016; Zhou et al., 2016; Santos et al., 2019). Contudo, a identificação de árvores em meio às áreas construídas não é considerada uma tarefa fácil, pois demanda tempo e dinheiro (Nevalainen et al., 2017; Hartling et al., 2019).

Uma ferramenta que auxilia o planejamento territorial é a interpretação visual de imagens orbitais ou aéreas (Oliveira et al., 2018). A interpretação é realizada a partir da identificação visual de características específicas do alvo de interesse, como a cor, tonalidade, tamanho, forma, textura, localização, padrão, entre outras (Jensen, 2014). Esse método, apesar de representativo, é oneroso, e, para grandes dimensões de área, pode ser inviável (Özcan et al., 2017; Plowright et al., 2017).

O uso de algoritmos de classificação pode ser uma alternativa rápida para a identificação automática ou semiautomática de um determinado alvo de interesse em imagens orbitais ou aéreas (Salim et al., 2019; Sanhouse et al., 2016; Tao et al., 2016). Trata-se de algoritmos capazes de reconhecer padrões do alvo de interesse na imagem (Fassnacht et al., 2016; García-Romero et al., 2018; Rishikeshan e Ramesh, 2018; Hashim et al., 2019). Entretanto, muitos desses algoritmos demandam um alto poder de processamento (Weinstein et al., 2019; Zhang et al., 2019) e acabam por retornar acurácias aproximadas, porém com um tempo de inferência relativamente alto; pouco apropriado para estudos em larga escala (Ghamisi et al., 2017; Gu et al., 2017).

O reconhecimento de padrão pode ser facilitado quando a imagem é de alta resolução espacial, tal como geralmente são caracterizadas as fotografias aéreas. Entre 2010 e 2011, a Empresa Paulista de Planejamento Metropolitano S.A (EMPLASA) foi responsável por um voo realizado no estado de São Paulo, por meio do projeto MAPEIA-SP (EMPLASA, 2014), disponibilizando ortofotos com uma resolução espacial de 1 m (EMPLASA, 2014). Não obstante, o nível de detalhe dessas imagens permite identificar facilmente certos alvos, como a vegetação arbórea em meio a área urbana.

Imagens com alta resolução espacial demandam maior custo computacional devido ao grande nível de detalhe que possuem (Li et al., 2016; Liu et al., 2017; Mueed et al., 2019). Uma necessidade é desenvolver métodos que possibilitem o reconhecimento de padrão nessas imagens, mas a um custo computacional reduzido. Diante disso, o objetivo deste estudo foi propor um algoritmo de classificação semiautomática de baixo custo computacional para extrair a feição de vegetação arbórea em áreas urbanas, utilizando imagens de alta resolução espacial. A hipótese do presente trabalho é de que um método simplificado para classificação de imagens de alto nível de detalhe poderá, além de classificar a vegetação com uma alta acurácia, pode reduzir o tempo de processamento necessário aos computadores.

Material e métodos

Área de Estudo

Como objeto de estudo adotamos a ortofotografia SF-22-Y-B-III-1-NO, adquirida a partir da base de dados do projeto Mapeia-SP. A ortofoto abrange parte dos perímetros urbanos de Presidente Prudente e de Álvares Machado, ambos localizados no interior do estado de São Paulo (Figura 1). A cidade de Presidente Prudente possui cerca de 227.107 habitantes, enquanto Álvares Machado possui aproximadamente 24.915 habitantes (IBGE, 2019).

Figura 1. Localização geográfica do recorte da cena utilizada neste estudo.

A vegetação nativa da região consiste em uma transição de Mata Atlântica, de fisionomia Floresta Estacional Semidecidual, e de Cerrado (IBGE, 2017). Contudo, existem diversas espécies exóticas que fazem parte da flora urbana e que possuem características diferentes das espécies nativas. Essas espécies se encontram em ambientes recreativos, como parques e canteiros públicos, e também estão em menor quantidade sobre algumas áreas de reflorestamento.

Separação do Conjunto Amostral de Imagens

Dividimos a ortofoto (SF-22-Y-B-III-1-NO) em subconjuntos de 500x500 pixels cada (Figura 2). Para isso, utilizamos o software de processamento open-source QGIS 3.8, por meio da

ferramenta “Create Grid”, e selecionamos a área ocupada pela imagem como extensão limite. Foram, ao todo, 728 polígonos. Desses, por meio da interpretação visual, selecionamos 90 subconjuntos que continham áreas ocupadas por vegetação arbórea e áreas com características urbanas (construções, casas, ruas, etc.).

Em seguida recortamos com uma máscara a imagem original (SF-22-Y-B-III-1-NO) em diferentes arquivos raster, correspondentes aos polígonos de 500x500 pixels. Com isso geramos um total de 90 imagens (RGB), que se encontram ilustradas na Figura 2. Essas imagens foram, posteriormente, submetidas à diferentes testes para a extração da feição de interesse (no caso, a vegetação arbórea).

Figura 2. Subconjunto amostral (90 áreas de 500x500 pixels) destacadas na imagem original selecionada.

Método de Extração da Feição de Interesse

O algoritmo implementado no presente estudo foi desenvolvido sob sistema incorporado no software MatLAB. O computador utilizado possui um processador Intel i7-8550U, com 8 Gb de memória RAM e uma GPU da Nvidia 150MX. Esse algoritmo identifica a feição de vegetação arbórea a partir da comparação do valor de pixel com a média das regiões pré-definidas pelo usuário. O algoritmo, também, dado uma imagem de entrada RGB, calcula separadamente cada uma das seguintes camadas: colorida (RGB); azul (B); verde (G); vermelha (R) e; em escala de cinza (0-255).

Ao executar o algoritmo, é requerido do usuário a escolha de dois pontos da imagem. Os pontos deverão ser de tal maneira que delimitam um retângulo (área) que possua pixels correspondentes a uma região arbórea. A partir de então o algoritmo realiza o cálculo da média aritmética dos valores dos pixels pertencentes a região selecionada. Essa média é comparada com

cada pixel da imagem e, dependendo da diferença entre os pixels, atribui a imagem dois valores. Caso a diferença seja maior que o limiar pré-definido (10%), significa que a região comparada é muito discrepante da região selecionada, e receberá como atribuição o valor zero. Se a diferença estiver dentro do limiar, será atribuído o valor um ao pixel. Assim, ao final do processamento, obtém-se uma imagem binária em que a região com vegetação arbórea é apresentada em branco (valor 1) e as demais regiões em preto (valor 0).

Para testar o algoritmo de classificação em alguns subconjuntos, selecionamos 3 áreas diferentes de uma mesma imagem, e verificamos que o resultado visual da classificação variou de acordo com a escolha de pixels feita pelo usuário. A Figura 3 demonstra 3 exemplos de classificação derivados a partir de 3 diferentes áreas (retângulos em amarelo na imagem original) selecionadas como parâmetros de entrada (destacamos o exemplo 3 em vermelho devido ao seu melhor resultado visual).

Figura 3. Fase inicial de testes com a variabilidade da classificação de vegetação de acordo com a área selecionada.

Executamos o algoritmo para os 90 subconjuntos, obtendo como saída os resultados das camadas cinza e colorida (RGB) e das bandas vermelho, verde e azul, totalizando cinco imagens por conjunto. Ao final de cada processamento calculamos o tempo estimado para processar todo o conjunto de dados. Isso nos permitiu determinar o custo computacional para processar os subconjuntos de imagem.

Validação da Classificação

Com o intuito de qualificar a performance da classificação, identificamos 40 pontos em cada

um dos subconjuntos, totalizando 3.695 pontos, distribuídos homogeneamente por toda a área estudada (Figura 4). Os pontos foram identificados em ambiente SIG (Sistema de Informação Geográfica), com o software QGIS 3.8. Os dados de referência (p. e., correspondente à vegetação arbórea ou não) foram levantados a partir de conhecimento prévio da área de estudo e recomendações de análise e interpretação de imagens encontradas na literatura, como sombra, cor, textura, padrão, forma, entre outros (Jensen, 2014).

Figura 4. Distribuição espacial das amostras (3.695) utilizadas neste estudo (vermelho – não vegetação e; verde – vegetação arbórea).

Com auxílio da ferramenta “Sample point” do software QGIS 3.8, extraímos os valores de pixel correspondentes a todos os pontos levantados para cada uma das camadas analisadas (colorida RGB, azul, verde, vermelho e cinza). Com os pontos, calculamos a matriz de confusão para cada resultado, apresentando os Erros de Omissão e Comissão; a Acurácia Global; o índice Kappa e; Precisão e Sensibilidade.

A partir das taxas de verdadeiro-positivo e falso-positivo, também calculadas com a matriz de confusão, construímos o gráfico Receiver Operating Characteristic (ROC). Para simplificar a análise da ROC, calculamos a Area Under the Curve (AUC), que é uma maneira de resumir a curva ROC em um único valor ao calcular a “área sob a curva”. Por último, com a finalidade de comparar a performance do algoritmo proposto, conduzimos o mesmo conjunto de teste em um algoritmo de classificação supervisionada por

pixel, o Máxima Verossimilhança. Em ambos os casos plotamos as curvas ROC e calculamos a AUC e o custo computacional de cada processamento.

Resultados e discussão

Os resultados, para cada um dos subconjuntos de imagens, são separados em 0 e 1, correspondendo às áreas sem e com vegetação arbórea, respectivamente. Optamos, ainda, por realizar um comparativo cena-a-cena para determinar a qualidade visual da classificação. Na Figura 5 tem-se um dos subconjuntos e o resultado do algoritmo em cada camada. Para facilitar a interpretação visual dos resultados, atribuímos cores para cada uma das duas classes (em rosado as áreas não cobertas por vegetação arbórea (0); e em verde as áreas cobertas por vegetação arbórea (1)).

Figura 5. Comparativo cena-a-cena da classificação de um subconjunto (em rosado – não vegetado; em verde – vegetado).

A partir da comparação visual cena-a-cena, notamos, na classificação de áreas vegetadas para a banda verde, uma maior homogeneidade, o que não é observada na imagem original. Por outro lado, uma certa similaridade entre as imagens em tom de cinza e da banda vermelha que apresentaram um elevado ruído em áreas cobertas por vegetação arbórea. Esse ruído pode ser explicado devido à presença de sombras dentro dessas áreas, projetadas por árvores mais altas em contraste com as árvores mais baixas. A classificação para as imagens coloridas (RGB) e da banda azul, por sua vez, parecem apresentar menos ruído do que as em tom de cinza e vermelho, e ao mesmo tempo não

possuem a homogeneidade observado na camada verde.

As constatações descritas se sustentam nos resultados obtidos na validação da classificação por meio dos 3.695 pontos. Verificamos que a banda azul obteve o melhor desempenho, com uma acurácia global de 90,18% (Tabela 1). A classificação com essa banda obteve alta precisão (93,94%). Além disso, apresentou uma baixa taxa de falsos-positivos, prevendo erroneamente 103 pontos que não eram áreas vegetadas, e 260 pontos que correspondiam a áreas vegetadas, o que demonstra a eficiência do algoritmo nesta banda.

Tabela 1. Matriz de confusão da classificação realizada sobre a banda azul.

Azul	Referência			
Previsto	Vegetação	Não vegetação	Total	Erro (Comissão)
Vegetação	1596	103	1.699	6,06%
Não vegetação	260	1.736	1.996	13,03%
Total	1.856	1.839	3.695	
Erro (Omissão)	14,01%	5,60%		
Acurácia global	90,18%	Coefficiente Kappa	0,80	
Precisão	93,94%	Sensibilidade	85,99%	

A banda verde obteve os melhores resultados de verdadeiro-positivo, ou seja, acertou o maior número de pontos de vegetação, correspondendo a 1.720 pontos de um total de 1856. Essa banda, contudo, obteve um alto número

de falsos-positivos, o que corresponde com a análise visual realizada no comparativo cena-a-cena (Figura 5). A acurácia global dessa banda foi de 86,79% (Tabela 2).

Tabela 2. Matriz de confusão da classificação realizada sobre a banda verde.

Verde	Referência			
Previsto	Vegetação	Não vegetação	Total	Erro (Comissão)
Vegetação	1.720	352	2.072	16,99%
Não vegetação	136	1.487	1.623	8,38%
Total	1.856	1.839	3.695	
Erro (Omissão)	7,33%	19,14%		
Acurácia global	86,79%	Coeficiente Kappa	0,74	
Precisão	83,01%	Sensibilidade	92,67%	

A banda vermelha obteve o menor desempenho na análise dos pontos, apresentando a acurácia de 84,68%. Não obstante, essa banda atingiu a melhor precisão (94,48%) dentre as

camadas analisadas, pois previu corretamente 1.370 pontos de um total de 1.450 dos quais considerou como área vegetada (Tabela 3).

Tabela 3. Matriz de confusão da classificação realizada sobre a banda vermelha.

Vermelho	Referência			
Previsto	Vegetação	Não vegetação	Total	Erro (Comissão)
Vegetação	1.370	80	1.450	5,52%
Não vegetação	486	1.759	2.245	21,65%
Total	1.856	1.839	3.695	
Erro (Omissão)	26,19%	4,35%		
Acurácia global	84,68%	Coeficiente Kappa	0,69	
Precisão	94,48%	Sensibilidade	73,81%	

Depois da banda azul, a classificação utilizando a imagem colorida (RGB) obteve os melhores resultados, apresentando uma Acurácia global de 89,08%. Ambas as imagens apresentaram

acurácias próximas nos demais parâmetros estatísticos, com exceção da sensibilidade (i. e. taxa de verdadeiro-positivo), do qual foi inferior para a imagem colorida (RGB) (Tabela 4).

Tabela 4. Matriz de confusão da classificação realizada sobre a imagem colorida.

RBG	Referência			
Previsto	Vegetação	Não vegetação	Total	Erro (Comissão)
Vegetação	1.603	151	1.754	8,61%
Não vegetação	253	1.688	1.941	13,03%
Total	1.856	1.839	3.695	
Erro (Omissão)	13,63%	8,21%		
Acurácia global	89,07%	Coeficiente Kappa	0,78	
Precisão	91,39%	Sensibilidade	86,37%	

Por último, a imagem em tom de cinza apresentou uma Acurácia global de 84,76%. Assim como a banda vermelha, essa imagem obteve uma alta precisão (93,95%), porém apresentaram baixas performances em relação a sensibilidade (Tabela

5). Essas constatações também foram observadas no comparativo de cena-a-cena, e os ruídos encontrados em ambas as classificações dentro das áreas compostas por vegetação arbórea podem explicar esses resultados.

Tabela 5. Matriz de confusão da classificação realizada sobre a imagem cinza.

Cinza	Referência			
Previsto	Vegetação	Não vegetação	Total	Erro (Comissão)
Vegetação	1.382	89	1.471	6,05%
Não vegetação	474	1750	2.224	21,31%
Total	1.856	1.839	3.695	
Erro (Omissão)	25,54%	4,84%		
Acurácia global	84,76%	Coeficiente Kappa		0,70
Precisão	93,95%	Sensibilidade		74,46%

A partir da plotagem do gráfico ROC, observamos que todas as imagens apresentaram boas classificações, uma vez que os pontos formados a partir das taxas de verdadeiros-positivos e falsos-positivos encontram-se a região superior-esquerda do gráfico (Figura 6). No ROC, o ponto correspondente a camada verde encontra-se no eixo Y mais alto, uma vez que apresentou a maior sensibilidade (taxa de verdadeiro-positivo). Esse ponto, porém, também se encontra mais distante dos demais, uma vez que sua precisão (i. e.

taxa de falso-positivo) foi a mais problemática de todos. Os pontos correspondentes as camadas azul e colorida (RGB) encontram-se mais próximos da região superior-esquerda, e as matrizes de confusão para ambos os pontos indicam a alta performance da classificação ao considerar essas camadas. Os pontos das imagens vermelho e cinza, por sua vez, apesar da baixa taxa de falsos-positivos, não apresentaram classificações mais altas de áreas vegetadas, e por isso são pouco interessantes para o estudo de caso conduzido.

Figura 6. Gráfico com a curva ROC e a AUC do algoritmo utilizado neste estudo.

A partir da comparação com o desempenho do algoritmo de Máxima Verossimilhança, entende-se que, de uma maneira geral, a performance do algoritmo construído foi alta. Ao considerar a curva ROC para todas as cinco imagens testadas, o algoritmo apresentou uma

AUC equivalente a 0,91 versus 0,79 para o algoritmo de Máxima Verossimilhança. Adjunto a isso, também calculamos os valores do custo computacional, e observamos que o tempo de processamento para cada imagem variou pouco, entre 1 min. 33 seg. e 1 min. 40 seg. (Tabela 6).

Tabela 6. Custo computacional ao processar todos os 90 subconjuntos de imagens.

Imagem	Tempo de Processamento (Algoritmo proposto)	Tempo de Processamento (Algoritmo de Máxima Verossimilhança)
Banda azul	1 min. 38 segs.	2 min. 56 segs.
Banda verde	1 min. 40 segs.	2 min. 53 segs.
Banda vermelha	1 min. 39 segs.	2 min. 59 segs.
Colorida (RGB)	1 min. 34 segs.	2 min. 52 segs.
Tom de cinza	1 min. 33 segs.	2 min. 55 segs.

A mesma variação aconteceu com o algoritmo de Máxima Verossimilhança, que demorou para processar o mesmo conjunto de dados. Isso indica a capacidade do algoritmo proposto em analisar o conjunto amostral, em um computador comum, em uma velocidade rápida, sem a necessidade de uma máquina com melhor

desempenho. Essa condição é importante, uma vez que ao se processar grandes volumes de dados, o custo computacional é um fator importante a ser levado em consideração. Por último, ao final da classificação, optamos por representar o resultado visual da banda azul para com o conjunto amostral (Figura 7).

Figura 7. Classificação dos 90 subconjuntos de imagens para a banda azul (rosado – não vegetação; verde – vegetação arbórea).

Sob a classificação de melhor acurácia (banda azul), notamos como a presença de vegetação na área estudada é pouco expressiva, considerando que em certas regiões existem fragmentos maiores de vegetação selvagem. A partir da distribuição espacial da vegetação,

notamos como a mesma acompanha a rede de drenagem da região analisada. Um levantamento quantitativo dessas áreas (Tabela 7) indica que o subconjunto amostrado possui apenas 33,27% de áreas arborizadas em ambiente urbano.

Tabela 7. Quantidade de áreas vegetadas e não vegetadas obtidas neste estudo.

Área*	Hectare (ha)	Porcentagem (%)
Vegetada	748,65	33,27
Não vegetada	1501,35	66,73
Total	2250,00	100,00

*Valores obtidos por meio de classificação semiautomática da banda azul.

Constatamos que a abordagem semiautomática proposta apresenta uma acurácia acima de 90% ao classificar imagens da banda azul, sendo considerado eficiente para a finalidade proposta. Sua vantagem está em facilitar a identificação de áreas que possuam vegetação arbórea em conjunto com áreas urbanizadas, auxiliando o levantamento de campo e permitindo rapidez na produção de dados. Entendemos que em duas ocasiões o método empregado se faz necessário; no caso de o analista possuir uma região muito extensa e desconhecida para fazer o trabalho de identificação das regiões manualmente; e no caso de ser uma região de difícil acesso, impossibilitando o trabalho de campo.

Apesar dos resultados serem promissores, o algoritmo apresenta limitações, sobretudo em relação a amostra inicial do usuário. Por ser um método semiautomático, o analista precisa de um certo cuidado na primeira amostragem da região selecionada, o que exige do mesmo um conhecimento prévio a respeito da região e das características (cor, textura, sombra, forma, padrão, etc.) da vegetação arbórea quando analisada em imagens. Outros trabalhos, mesmo implementando métodos mais complexos, adotam uma classificação semisupervisionada onde o usuário necessita rotular os dados na imagem (García-Romero, et al., 2018; Plowright et al., 2017; Salim et al., 2018). Diante disso, uma proposta para trabalhos futuros seria treinar a máquina para que a mesma identifique automaticamente as regiões de interesse (sendo neste caso, a vegetação), quando assim for solicitado.

O cálculo matemático realizado no algoritmo também é um limitante para identificações mais apuradas de detalhes da imagem. Entretanto, conforme apontado, o uso de métodos estatísticos simples (no caso, um filtro de média) facilita a replicabilidade do algoritmo, dando a possibilidade de o usuário alterá-lo de acordo com as suas necessidades e preferências. Além disso, esse tipo de implementação favorece a divulgação do conhecimento computacional para aplicações envolvendo o planejamento ambiental de áreas urbanas (Aminipouri et al., 2019; Dian et al., 2016; Mueed et al., 2019).

Em relação ao custo computacional, o algoritmo possui vantagens em comparação com outros métodos de classificação, pois atende com acurácia o objetivo proposto sem a necessidade de um alto tempo computacional. Isso facilita a execução do algoritmo em máquinas ou computadores pessoais, sem precisar de gastos adicionais envolvendo hardwares de maior potência. Muitos dos algoritmos e operações morfológicas realizadas em imagens podem

demandar um elevado custo computacional, e isso pode inviabilizar o mapeamento em larga escala de múltiplas imagens (Santos et al., 2019; Weinstein et al., 2019; Zhang et al., 2019). Conforme relatado, o método aqui proposto se sobressai, pois apresentou um custo computacional satisfatório em computador pessoal.

Conclusões

Este estudo visou propor um algoritmo para extrair a feição de vegetação em áreas urbanas a partir de imagens de alto detalhe. Diante disso concluímos que o algoritmo apresenta resultados satisfatórios para identificar as áreas cobertas por vegetação arbórea em ambiente urbano. A abordagem proposta apresentou um baixo custo computacional, e pode ser incorporada em máquinas pouco potentes. Além disso, a acurácia atingida pelo algoritmo criado é o suficiente para auxiliar ou em certos casos substituir o levantamento de campo, permitindo rapidez na produção de dados. Essa vantagem beneficia o analista que possui uma região muito extensa para fazer a identificação de vegetação arbórea por meio de técnicas manuais. Sugerimos que estudos futuros utilizem ou aprimorem o algoritmo aqui proposto, e verifiquem sua performance em relação à diferentes conjuntos de dados. Ademais, outros testes em relação à identificação de diferentes feições podem ser conduzidos.

Agradecimentos

Os autores agradecem a Empresa Paulista de Planejamento Metropolitano AS (EMPLASA) que, por meio do projeto MAPEIA-SP, disponibilizou acesso a ortofotografia utilizada neste manuscrito.

Referências

- Aminipouri, M., Knudby, A. J., Krayenhoff, E. S., Zickfeld, K., Middel, A. 2019. Modelling the impact of increased street tree cover on mean radiant temperature across Vancouver's local climate zones. *Urban Forestry & Urban Greening*, 39, 9–17. doi:10.1016/j.ufug.2019.01.016
- Brandalise, M., Prandel, J., Quadros, F., Rovani, I., Malysz, M., Decian, V., 2019. Influence of Urbanization on the Dynamics of the Urban Vegetation Coverage Index (VCI) in Erechim (RS). *Floresta e Ambiente*, 26(2). doi:10.1590/2179-8087.030117
- Dian, Y., Pang, Y., Dong, Y., Li, Z., 2016. Urban Tree Species Mapping Using Airborne LiDAR and Hyperspectral Data. *J. Indian Soc. Remote Sens.* 44, 595–603. https://doi.org/10.1007/s12524-015-0543-4

- EMPLASA. Empresa Paulista de Planejamento Metropolitano SA. Produtos cartográficos: projeto mapeia São Paulo, Ortofotos Digitais, 2014.
- Fassnacht, F.E., Latifi, H., Stereńczak, K., Modzelewska, A., Lefsky, M., Waser, L.T., Straub, C., Ghosh, A., 2016. Review of studies on tree species classification from remotely sensed data. *Remote Sens. Environ.* 186, 64–87. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.08.013>
- Ghamisi, P., Plaza, J., Chen, Y., Li, J., Plaza, A. J., 2017. Advanced spectral classifiers for hyperspectral images: A review. *IEEE Geosci. Remote Sens. M.*, 5(1), 8–32. <https://doi.org/10.1109/MGRS.2016.2616418>
- García-Romero, L., Hernández-Cordero, A. I., Hernández-Calvento, L., Espino, E. P.-C., López-Valcarcel, B. G., 2018. Procedure to automate the classification and mapping of the vegetation density in arid aeolian sedimentary systems. *Progress in Physical Geography: Earth and Environment*, 42(3), 330–351. doi:10.1177/0309133318776497
- Gu, H., Li, H., Yan, L., Liu, Z., Blaschke, T., Soergel, U., 2017. An object-based semantic classification method for high resolution remote sensing imagery using ontology. *Remote Sens.* 9. <https://doi.org/10.3390/rs9040329>
- Guha, S., Govil, H., Mukherjee, S., 2017. Dynamic analysis and ecological evaluation of urban heat islands in raipur city, india. *Journal of Applied Remote Sensing*, 11(3), 36020. <http://dx.doi:10.1117/1.JRS.11.036020>.
- Hartling, S., Sagan, V., Sidike, P., Maimaitijiang, M., Carron, J., 2019. Urban tree species classification using a WorldView-2/3 and LiDAR data fusion approach and deep learning. *Sensors*, 19(6), 1–23. <https://doi.org/10.3390/s19061284>
- Hashim, H., Abd Latif, Z., Adnan, N.A., 2019. Urban vegetation classification with NDVI threshold value method with very high resolution (VHR) pleiades imagery. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci. - ISPRS Arch.* 42, 237–240. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-4-W16-237-2019>
- IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatísticas. Cidades. 2019.
- IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatísticas. Arborização de vias públicas. 1ª ed. 2017.
- Jensen, R. J., 2014. Remote Sensing of the Environment: An Earth Resource Perspective. Harlow, Pearson New International Edition, 2 ed, Pearson Education Limited Edinburgh Gate, 619 p.
- Li, D., Guo, H., Wang, C., Li, W., Chen, H., Zuo, Z., 2016. Individual tree delineation in windbreaks using airborne-laser-scanning data and unmanned aerial vehicle stereo images. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 13(9), 1330–1334. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2016.2584109>
- Liu, L., Coops, N.C., Aven, N.W., Pang, Y., 2017. Mapping urban tree species using integrated airborne hyperspectral and LiDAR remote sensing data. *Remote Sens. Environ.* 200, 170–182. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.08.010>
- Mueed Choudhury, M.A., Costanzini, S., Despini, F., Rossi, P., Galli, A., Marcheggiani, E., Teggi, S., 2019. Photogrammetry and Remote Sensing for the identification and characterization of trees in urban areas. *J. Phys. Conf. Ser.* 1249, 0–12. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1249/1/012008>
- Nevalainen, O., Honkavaara, E., Tuominen, S., Viljanen, N., Hakala, T., Yu, X., Tommaselli, A. M. G., 2017. Individual tree detection and classification with UAV-Based photogrammetric point clouds and hyperspectral imaging. *Remote Sens.*, 9(3), 185–219. <https://doi.org/10.3390/rs9030185>
- Oliveira, C.D.C; Borges, L.A.C; Acerbi Júnior, F.W., 2018. Land use in Permanent Preservation Areas of Grande River (MG). *Floresta e Ambiente*; 25(2): e00023015.
- Özcan, A. H., Hisar, D., Sayar, Y., Ünsalan, C., 2017. Tree crown detection and delineation in satellite images using probabilistic voting. *Remote Sens. Lett.*, 8(8), 761–770. <https://doi.org/10.1080/2150704X.2017.1322733>
- Plowright, A.A., Coops, N.C., Chance, C.M., Sheppard, S.R.J., Aven, N.W., 2017. Multi-scale analysis of relationship between imperviousness and urban tree height using airborne remote sensing. *Remote Sens. Environ.* 194, 391–400. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.03.045>
- Rishikeshan, C. A., Ramesh, H., 2018. An automated mathematical morphology driven algorithm for water body extraction from remotely sensed images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 146, 11–21. doi:10.1016/j.isprsjprs.2018.08.014
- Salim, P.M., Samad, A.M., Aziz, N.A.A., Khalid, N., Othman, A.N., Salleh, S.A., 2019. Comparison of segmentation algorithm for urban tree delineation using aerial imagery. *ICSET 2018 - 2018 IEEE 8th Int. Conf. Syst. Eng. Technol. Proc.* 139–143. <https://doi.org/10.1109/ICSEngT.2018.8606385>

- Sanhouse-García, A. J., Rangel-Peraza, J. G., Bustos-Terrones, Y., García-Ferrer, A., & Mesas-Carrascosa, F. J., 2016. Land use mapping from CBERS-2 images with open source tools by applying different classification algorithms. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 91, 27–37.
- Santos, A. A., Marcato Junior, J., Araújo, M. S., Di Martini, D. R., Tetila, E. C., Siqueira, H. L., ... Gonçalves, W. N., 2019. Assessment of CNN-based methods for individual tree detection on images captured by RGB cameras attached to UAVs. *Sensors*, 19(16), 1–11. <https://doi.org/10.3390/s19163595>
- Shojanoori, R., Shafri, H.Z.M., 2016. Review on the use of remote sensing for urban forest monitoring. *Arboric. Urban For.* 42, 400–417.
- Su, Y., Guo, Q., Hu, T., Guan, H., Jin, S., An, S.; Ma, K. 2020. An updated Vegetation Map of China (1:1000000). *Science Bulletin*. doi:10.1016/j.scib.2020.04.004
- Tao, S., Wu, F., Guo, Q., Wang, Y., Li, W., Xue, B., Fang, J., 2016. Segmenting tree crowns from terrestrial and mobile LiDAR data by exploring ecological theories. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, 110, 66–76. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2015.10.007>
- Weinstein, B. G., Marconi, S., Bohlman, S., Zare, A., & White, E., 2019. Individual tree-crown detection in RGB imagery using semi-supervised deep learning neural networks. *Remote Sens.*, 11(11), 1309-1322. <https://doi.org/10.3390/rs11111309>
- Zhang, C., Sargent, I., Pan, X., Li, H., Gardiner, A., Hare, J., Atkinson, P. M., 2019. Joint Deep Learning for land cover and land use classification. *Remote Sensing of Environment*, 221, 173–187
- Zhou, J., Qin, J., Gao, K., Leng, H., 2016. SVM-based soft classification of urban tree species using very high-spatial resolution remote-sensing imagery. *Int. J. Remote Sens.* 37, 2541–2559. <https://doi.org/10.1080/01431161.2016.1178867>

Apêndice

Neste apêndice consta o código de programação utilizado para a extração das feições arbóreas.

```

function projeto_start2
% abre a imagem para começar o algoritmo
[nome,caminho]=uigetfile({'*.jpg;*.bmp;*.tif;*.gif;*.tiff;*.pgm;*.fts;*.jpeg;*.png'});

nome=[caminho nome]; % lê o caminho da imagem
Imagem_de_entrada=imread(nome); % lê a imagem

a1=uint8(Imagem_de_entrada); % transforma a imagem de 16 bits em 8 bits quando necessário.

[M,M1,M2,M3,M4]=preprocessamento(a1); % parte do algoritmo responsável por selecionar a região inicial, escolha do usuário.
% -----
% aplica o processo do projeto na escala de cinza
RESULTADO_CINZA=projetotcc(Imagem_de_entrada,0,M,M1,M2,M3,M4);
% aplica o processo do projeto na banda do vermelho
RESULTADO_VERMELHO=projetotcc(Imagem_de_entrada,1,M,M1,M2,M3,M4);
% aplica o processo do projeto na banda do verde
RESULTADO_VERDE=projetotcc(Imagem_de_entrada,2,M,M1,M2,M3,M4);
% aplica o processo do projeto na banda do azul
RESULTADO_AZUL=projetotcc(Imagem_de_entrada,3,M,M1,M2,M3,M4);
% aplica o processo do projeto na imagem colorida
RESULTADO_COLORIDA=projetotcc(Imagem_de_entrada,4,M,M1,M2,M3,M4);

```

```

function [M,M1,M2,M3,M4]=preprocessamento(b)
% fornece o recorte retangular da imagem selecionada
% m - escala cinza
% m1 - canal vermelho
% m2 canal verde
% m3 canal azul
% m4 recorte colorido
% b é a imagem de entrada
% -----
b1=b(:,1); % RED CHANNEL
b2=b(:,2); % GREEN CHANNEL
b3=b(:,3); % BLUE CHANNEL
% -----
b4=rgb2gray(b);
imshow(b); % mostra a imagem original
[col,lin]=ginput(2); % dá o usuário a possibilidade de selecionar dois pontos na imagem
close
c= ceil(abs(col(2) - col(1)));
l= ceil(abs(lin(2) - lin(1)));
M=zeros(l,c); % imagem completamente preta.
a=double(b);
% As regiões abaixo são as máscaras para cada banda. Ou seja, é o recorte
% da região selecionada em cada camada ou banda.

M=a(lin(1):lin(2),col(1):col(2));
M1=b1(lin(1):lin(2),col(1):col(2));
M2=b2(lin(1):lin(2),col(1):col(2));
M3=b3(lin(1):lin(2),col(1):col(2));
M4(:,1)=M1;
M4(:,2)=M2;
M4(:,3)=M3;
M5=b4(lin(1):lin(2),col(1):col(2));

```

```

function RESULTADO=projetotcc(a,t,M,M1,M2,M3,M4)
% projeto de tcc jaqueline
% parâmetro "a" é a imagem colorida
% parâmetro "t" é a escolha do canal, se
% t=0; mascara será tons de cinza
% t=1; mascara será canal vermelho (RED)
% t=2; mascara será canal verde (GREEN)
% t=3; mascara será canal azul (BLUE)
% t=4; mascara será imagem colorida
% RESULTADO é a imagem de saída;
b=rgb2gray(a); % transforma a imagem colorida em escala de cinza
% -----
if t==0
    Masc=M; % CINZA

```



```

elseif t==1
    Masc=M1; % VERMELHO
elseif t==2
    Masc=M2; % VERDE
elseif t==3
    Masc=M3; % AZUL
elseif t==4
    Masc=M4; % COLORIDA
end
% -----
% aqui compara a imagem original com a máscara selecionada e então devolve uma imagem em preto e branco onde branco é região
% similar a escolhida.
Imagem_de_comparacao=comparacao(b,Masc);
maximo=max(max(Imagem_de_comparacao)); % calcula o valor máximo
RESULTADO=round(Imagem_de_comparacao/maximo); % transforma em uma imagem binária (zero ou um)
figure,imshow(RESULTADO); title('Resultado Final') % mostra a imagem final ao usuário.
% -----
if t==0
    imwrite(RESULTADO,'Escalacinza.tiff'); % grava a imagem na escala de cinza
elseif t==1
    imwrite(RESULTADO,'Camadavermelho.tiff'); % grava a imagem no canal do vermelho
elseif t==2
    imwrite(RESULTADO,'Camadaverde.tiff'); % grava a imagem no canal do verde
elseif t==3
    imwrite(RESULTADO,'Camadaazul.tiff'); % grava a imagem no canal do azul
elseif t==4
    imwrite(RESULTADO,'Colorida.tiff'); % grava a imagem na escala colorida
end

```

```

function final=comparacao(A,B)
% -----
% este algoritmo compara duas imagens a e b
% a é a imagem original
% b é a máscara, ou seja, a região selecionada pelo usuário.
% -----
a=double(A);
b=double(B);
% -----
[l1,c1]=size(a);
% -----
M1=zeros(2*l1,2*c1);
[m1,m2]=size(M1);
% ----- Cálculo da média
media2=mean2(b);
% -----
b1=zeros(size(b));

M1(1:m1,1:m2)=media2;
M=M1(1:l1,1:c1);

for i=1:l1
    for j=1:c1
        k=abs(a(i,j)-M(i,j));
        if (k > media2)
            final(i,j)=0;
        else
            final(i,j)=1;
        end
    end
end
end

```