

Metodologias de visão computacional para contagem de plantas por meio de imagens de satélite

Patrícia Duarte da Silva¹ Tércio Alberto dos Santos Filho¹, Sérgio Francisco da Silva¹

¹Instituto de Biotecnologia – Universidade Federal de Catalão (UFCat)
Av. Dr. Lamartine Pinto de Avelar, 1120 Setor Universitário, Catalão, GO
CEP: 75704-020 – Brazil

patricia@cc.grad.ufg.br , {tercioas, sergio}@ufg.br

Abstract. *This research proposes two computer vision methodologies for counting trees from satellite images. The methodologies consist of a common processing given by conversion of the images to gray levels, binarization, morphological treatment and application of the distance transform. In a second step of the process we compare watershed segmentation with peak detection by local maximum filtering. In the third phase, the identified objects are labeled. The methodology was evaluated in satellite images obtained via Google Maps API of two types of trees: jabuticaba and coconut trees. Best results were obtained for maximum local filtering, with 92.03 % accuracy for jabuticaba tree counts and 92.88 % for coconut trees.*

Resumo. *Nesta pesquisa são propostas duas metodologias de visão computacional para a contagem de árvores a partir de imagens de satélite. As metodologias consistem de um processamento comum à ambas dado por conversão das imagens para níveis de cinza, binarização, tratamento morfológico e aplicação da transformada da distância. Numa segunda etapa do processo comparamos segmentação por inundação (watershed) com detecção de picos por filtragem máxima local. Na terceira fase é feita a rotulação dos objetos identificados. A metodologia foi avaliada em imagens de satélite obtidas via API Google Maps de dois tipos de árvores: jabuticabeiras e coqueiros. Melhores resultados foram obtidos para filtragem máxima local, com 92.03% de precisão para a contagem de plantas de jabuticabeiras e 92.88% para coqueiros.*

1. Introdução

Contagem de plantas é importante para o gerenciamento agrícola e de florestas, provendo informações precisas para planejamento de irrigação, aplicação de fertilizantes, estimativa de produtividade, e inventários de quantidade de biomassa e de estoque de carbono. Um acompanhamento temporal do número de plantas também pode prover informação para fiscalização e para verificação de mortalidade de plantas, que pode ser um índice importante quando associado à doenças, condições meteorológicas e fatores do ecossistema [Daliakopoulos et al. 2009].

O trabalho de contagem de árvores é tradicionalmente feito por pesquisas de campo, que são demoradas, têm alto custo e são altamente suscetíveis a erros. Contudo os avanços dos últimos anos na qualidade de imagens de satélite e o desenvolvimento de veículos aéreos não-tripulados (VANTs) de custo acessível têm aberto caminho para várias pesquisas de sensoriamento remoto com variados propósitos. Satélites

comerciais como Quickbird, Orbview e Ikonos produzem imagens de alta resolução permitindo a detecção, identificação e contagem de objetos na superfície do solo com alta precisão [Vibha et al. 2009, Srestasathiern and Rakwatin 2014a, Li et al. 2017, Recio et al. 2013, Franco et al. 2013, González-Jiménez et al. 2007]. VANTs também têm sido amplamente usados e suas principais vantagens em relação a satélites são a resolução de imagens e possibilidade de obter imagens a qualquer dia e horário [Disperati et al. 2007, Kestur et al. 2018]. Satélites são críticos em determinadas épocas do ano devido a presença de nuvens.

Dada a disponibilidade de imagens de sensoriamento remoto, pesquisadores têm concentrado no desenvolvimento de técnicas que possam vir a substituir a análise humana das imagens captadas. Existe uma variedade de abordagens computacionais para a detecção de árvores, tais como casamento de *template*, segmentação por crescimento de regiões e detecção de picos. Métodos de casamento de *template* constroem uma série de modelos para caracterizar os aspectos de uma árvore, levando em consideração a geometria e propriedades radiométricas. Uma vez construídos os *templates* um procedimento de casamento por janela deslizante é implementado para buscar os melhores casamentos, isto é, os locais de maiores probabilidades de existência de árvores. Métodos de crescimento de regiões partem de vários pixels semente e vai agregando novos pixels na vizinhança conforme algum critério de similaridade. Métodos de filtragem máxima local são usados para detectar picos locais, dados por uma alta saturação de verde normalmente encontrada no interior das copas das árvores. Tal procedimento é aplicado por mecanismo de janela deslizante de um tamanho específico.

Nesta pesquisa desenvolvemos duas metodologias para a contagem de árvores a partir de imagens de satélite de alta resolução. As metodologias consistem de um processamento comum à ambas: conversão das imagens para níveis de cinza, binarização, tratamento morfológico e aplicação da transformada da distância. Numa segunda etapa do processo comparamos segmentação por inundação (*watershed*) com a abordagem de detecção de picos através do método de filtragem máxima local. Na terceira fase é feita a rotulação dos objetos identificados, onde o número de rótulos corresponderá ao número estimado de árvores.

O restante deste texto é organizado da seguinte forma. Na seção 2 apresentamos trabalhos correlatos referentes à contagem de plantas por técnicas de visão computacional com base em imagens de satélite ou em imagens captadas por veículos aéreos. Na seção 3 apresentamos as bases de imagens de satélite usadas nos experimentos e os métodos desenvolvidos. Na seção 4 são apresentados os resultados obtidos, e discutidos os prós e contras de cada metodologia. Por fim na seção 5 destacamos as principais contribuições desta pesquisa e os aspectos que carecem de novas investigações.

2. Trabalhos Correlatos

Conforme mencionamos anteriormente as principais categorias de métodos para a detecção de árvores são os baseados em *template*, baseados em crescimento de regiões e baseados na detecção de picos. Outras abordagens que têm sido empregadas são segmentação baseada em grafo e redes neurais convolucionais profundas.

[Vibha et al. 2009] utiliza imagens de satélite QuickBird para a contagem de pal-

meiras em Mysore, estado de Karnataka, Índia. A técnica empregada usa a filtragem da mediana para eliminar ruídos, limiarização automática e um método de casamento de árvore baseado em modelo (*template*). A taxa de precisão média da contagem foi de 88%.

[González-Jiménez et al. 2007] usa imagens de satélite QuickBird de alta resolução do Sul da Espanha para a contagem de Oliveiras. O método consiste da detecção de bordas através do operador Canny e computação do centroide de cada objeto através da transformada da distância de Chamfer. Os autores classificam os candidatos à árvores de Oliveira através de um método probabilístico baseado em *template*. A precisão do método na detecção de plantas é 99.25%. O resultado é um conjunto de pontos que estima o centro da copa das árvores.

[Maillard and Gomes 2016] usa imagens de satélite coletadas via Google Earth. Foi desenvolvido um algoritmo baseado em *template* que inclui propriedades geométricas e ópticas. Os tipos de plantas que foram estudadas são nogueiras, laranjeiras, mangueiras e macieiras. Para nogueiras, laranjeiras e mangueiras obtiveram uma taxa de precisão superior a 90%, já para macieiras a taxa de precisão foi abaixo de 75%.

Filtragem máxima local é empregada em um grande número de trabalhos de detecção e contagem de plantas. [Disperati et al. 2007] usa imagens de fotografias aéreas para a contagem de *Pinus elliottii* na Floresta Nacional de Irati, Paraná. Para a contagem os autores empregam a técnica de filtragem local máxima, onde os autores investigaram o influência do tamanho de máscaras do filtro em função da resolução das imagens. Com as imagens de maior resolução foram obtidos o melhor resultado, sendo este de 97% de precisão para imagens de 600 dpi.

[Katoh and Gougeon 2012] utiliza imagens multiespectrais (RGB e infravermelho) de alta resolução de árvores coníferas de cinco espécies do Japão, captadas por um avião. Os autores combinam uma técnica de delineação da coroa das árvores, baseada na detecção de vales, com uma técnica de detecção do topo das árvores baseada em filtragem máxima local. A precisão da contagem de árvores é de 84%.

[Srestasathiern and Rakwatin 2014b] usa imagens do satélite QuickBird, as quais são multiespectrais e de alta resolução, para a detecção e contagem de dendezeiros na Tailândia. O método desenvolvido usa um índice de vegetação para diferenciar os dendezeiros do plano de fundo da imagem. Em seguida é aplicado um algoritmo de transformação de ranking, seleção de características e análise de semi-variograma. Posteriormente picos locais são identificados usando o algoritmo de supressão não maximal. O método obteve 90% de precisão.

[Wulder et al. 2004] usa imagens de satélite IKONOS e MEIS II, da ilha de Vancouver, estado de British Columbia, Canada, para a contagem de árvore Abeto-de-Douglas e Cedro Vermelho Ocidental. A técnica usada para a detecção das árvores foi a de filtragem máxima local. Usando imagens de satélite IKONOS teve-se 85% de precisão enquanto que usando imagens de satélite MEIS II teve-se 67% de precisão.

[Gebreslasie et al. 2011] usa imagens de satélite para a contagem de árvores de Eucalipto em KwaZulu-Natal, Africa do Sul. Os autores aplicam suavização gaussiana e filtragem máxima local. A taxa de precisão obtida foi de 85%.

[Recio et al. 2013] usa imagens de satélite de alta resolução para a contagem

de citros em Valência-Espanha. O método desenvolvido contém os seguintes passos: suavização de imagem por um filtro da média ponderada, classificação não-supervisionada com o algoritmo k-means, identificação das regiões correspondentes a árvores por um algoritmo de classificação baseado em regra que usa características espectrais, individualização das árvores usando transformada da distância e filtragem máxima local. O melhor resultado dos autores foi 95.96% de precisão. Este trabalho também calcula outras medidas da plantação como taxa de cobertura do solo, delimitação da área da copa das árvores, entre outras.

[Franco et al. 2013] usa imagens de satélite GeoEye-1 de Massafra, Província de Taranto, no Sul da Itália, para a contagem de citros. O método proposto aplica um filtro de suavização anisotrópico, filtro de mínimo local, filtragem falsos positivos baseados em um cálculo de homogeneidade de informação referente à vegetação em torno de um dado pixel, e agregação espacial de pontos mínimos próximos que correspondem a uma mesma planta. O melhor resultado foram para plantas com espaçamento 5×5 , obtendo 98.3% de taxa de detecção.

Alguns trabalhos têm empregado a metodologia de segmentação por crescimento de regiões, sendo segmentação por *watershed* a técnica mais usada. [Kestur et al. 2018] utiliza imagens de alta resolução espacial de veículos aéreos não tripulados (VANTs) de características distintas (de asas fixas e multirrotor). Classificação supervisionada é realizada usando máquina de aprendizagem extrema (MAE), que usa valores RGB como entrada e produz um valor binário para cada pixel como saída (árvore ou não-árvore). Para corrigir a classificação errônea de pixel de não-árvore como pixel de árvore os autores empregam uma classificação espacial baseada em propriedades geométricas. A delimitação e contagem de árvore é feita através da aplicação do algoritmo *watershed*. Os autores aplicaram o método em plantações de manga, banana e coqueiros da Índia e em comparação com um método baseado no algoritmo de agrupamento das k-médias (k-means), concluíram que o método proposto baseado em MAE produziu resultados mais precisos.

[Koch et al. 2006] apresenta uma abordagem para detecção de árvores individuais usando dados obtidos com tecnologia laser a partir de sensores LIDAR instalados em aeronaves. A região de estudo é localizada em Freiburg, Alemanha onde há três espécies de árvores: Carvalho Inglês, Carvalho Vermelho e Maple Norueguês. O método desenvolvido calcula um modelo de altura de copa, aplicada uma suavização gaussiana, filtragem máxima local para detectar os pontos máximos locais e por fim aplica um algoritmo que denominado Pouring que segue um conceito de espalhamento de líquido, sendo similar ao inverso do procedimento do algoritmo de inundação (*watershed*). Os autores obtiveram até 87.3% de classificação correta para uma dada imagem.

Técnicas recentes de aprendizagem profunda têm sido empregadas com sucesso em alguns trabalhos. [Li et al. 2017] também usa imagens do satélite QuickBird multispectrais e de alta resolução para a detecção e contagem de dendzeiros na Malásia. Os autores apresentaram um framework de aprendizagem profunda para detecção e contagem de plantas. Eles usaram um conjunto de amostras manualmente rotuladas para treinar e otimizar uma rede neural convolucional. Em seguida foram preditos rótulos para amostras da base de dados tomadas através de uma técnica de janela deslizante. Em seguida as coordenadas próximas, correspondentes à mesma árvore, foram combinadas para obter o resultado de detecção final. A precisão obtida foi de 96%.

[Puttemans et al. 2018] compara três arquiteturas para a detecção e classificação de coqueiros em imagens aéreas de alta resolução: uma abordagem de cascata sugerida por Viola e Jones, a arquitetura proposta por Dollár baseada em um conceito de agregação ou integração de características e uma arquitetura de aprendizado profundo. Os melhores resultados foram obtidos por aprendizagem profunda com 97.4% de acurácia, seguido pela técnica em cascata com 94.56% de acurácia. O local da plantação não é mencionado.

Uma outra abordagem utilizada é a segmentação baseada em grafo. O trabalho de [Strimbu and Strimbu 2015] usa imagens obtidas por aviões com sensor LIDAR, para a contagem de três espécies de Pinus. Os autores propuseram um método de segmentação baseado em grafo que quantifica a estrutura topologia da vegetação da floresta em um grafo ponderado e particiona o grafo para segmentar as árvores individuais. A principal contribuição é o desenvolvimento de uma abordagem topológica baseada em vários critérios de coesão do grafo. A taxa de detecção reportada varia de 87% à 100% dependendo da densidade da floresta.

3. Materiais e Métodos

3.1. Base de dados de imagens

Foram coletadas imagens de plantações de jabuticabeiras e de coqueiros, utilizando a API Python do Google Maps. A API do Google Maps permite obter imagens de satélite do Google Maps, informando como entrada as coordenadas de latitude, de longitude e um parâmetro de *zoom*. A API também possui constantes internas que permite definir a dimensão (linhas colunas) da imagem desejada a partir do ponto de latitude e longitude especificado. O nível de zoom da API varia no intervalo de 0 – 23, sendo 23 o maior nível de *zoom*. Coletamos imagens com nível de zoom 18. Todas as imagens de satélite obtidas foram captadas pelo satélite Airbus/CNES em 2019. A nossa base de dados é formada por imagens das seguintes localidades/plantações:

Fazenda Jaboticabal / plantação de jabuticabeiras: A Fazenda Jaboticabal é localizada na GO-319, Hidrolândia – GO, latitude: -16.911523, longitude: -49.360602 (1654'41.5"Sul, 4921'38.2"Oeste).

Fazenda em Porto Seguro / plantação de coqueiros: Fazenda de plantação de coqueiros na Bahia, município de Porto Seguro, latitude: -16.378640, longitude: -39.089385 (1622'43.1"Sul, 3905'21.8 Oeste).

3.2. Metodologias para a contagem de árvores

Nesta seção descrevemos as duas metodologias usadas para a contagem de plantas. Conforme mencionado anteriormente as metodologias compartilham de uma fase inicial de processamento comum e se diferem no método de identificação de árvores. Após a identificação as árvores são rotuladas. A Figura 1 ilustra as metodologias desenvolvidas e comparadas. Inicialmente é feito a conversão das imagens para níveis de cinza. Em seguida é aplicado o método de Otsu para binarização, com o intuito de separar pixels de plantas de outras classes de pixels. Com o objetivo de preencher buracos nas copas das plantas e eliminar fendas estreitas entre plantas é aplicado um processamento morfológico. Posteriormente é aplicada a transformada da distância com o intuito de dar valores mais altos no centro da copa das plantas e valores mais baixos à medida que se

distância do centro da copa da árvore; este é um processamento padrão em vários algoritmos de identificação de objetos. O processamento até este momento é comum à ambas as metodologias. Tomando como entrada a imagem produzida pela transformada da distância, foi aplicado dois métodos para a detecção de plantas: segmentação *watershed* e detecção de picos pela filtragem máxima local. Em seguida as árvores detectadas são rotuladas, sendo o número de rótulos atribuídos igual ao número estimado de árvores.

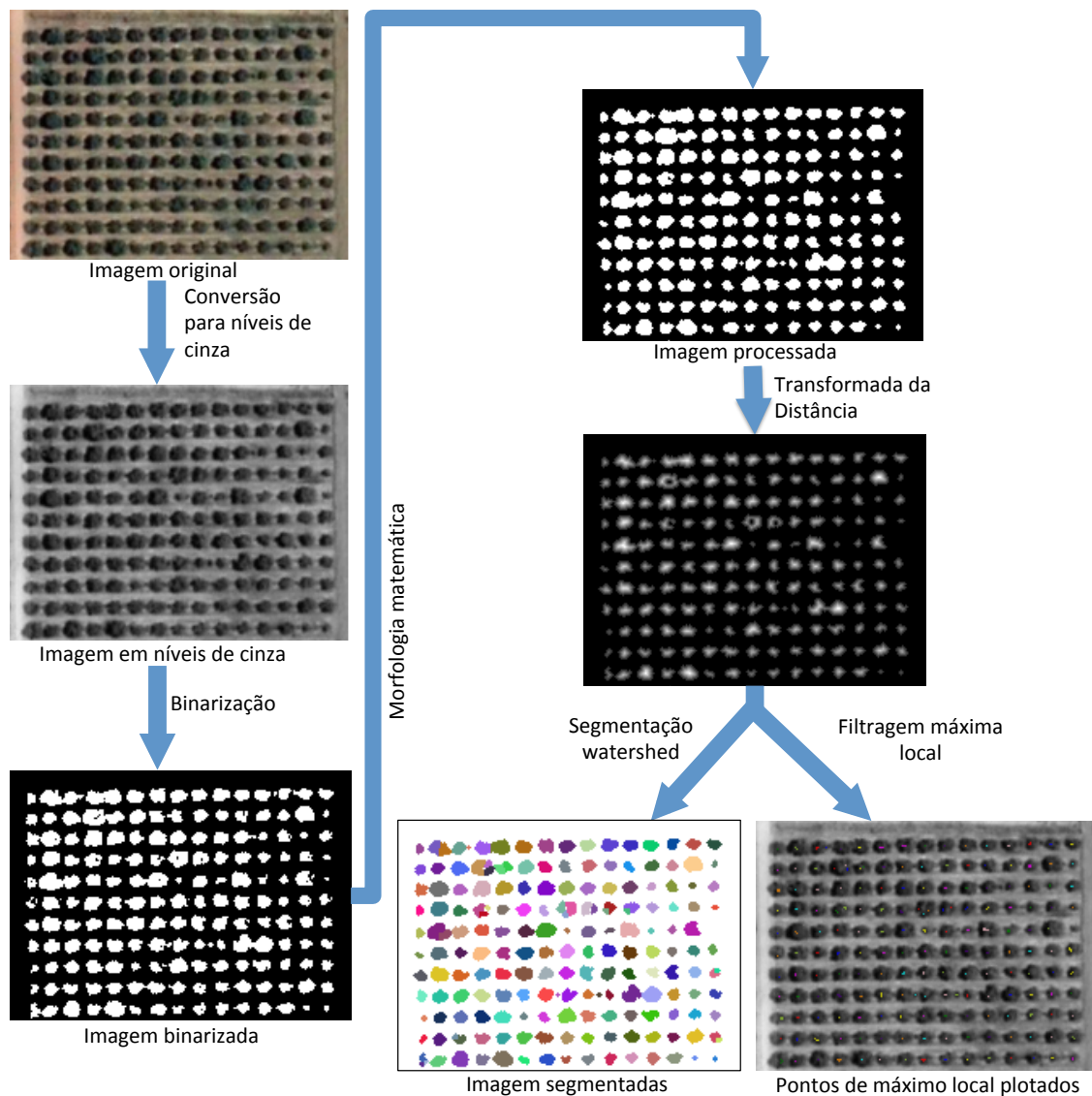


Figura 1. Passos das metodologias propostas para a contagem de árvores.

3.3. Conversão para níveis de cinza

Para a conversão das imagens para níveis de cinza usamos a medida de luminância [Gonzalez and Woods 2006], que é projetada para casar a percepção humana de brilho, devido a proporção de células sensíveis a cada uma das cores primárias, *Red* (R), *Green* (G) e *Blue* (B). Assim, é usada a combinação ponderada dos canais R, G e B dada por:

$$\text{Luminância} = 0.2989 * R + 0.5870 * G + 0.1140 * B \quad (1)$$

Este cálculo de luminância é o padrão adotado por boa parte das bibliotecas de processamento de imagens para converter as imagens coloridas para imagens em níveis de cinza.

3.4. Binarização

Após as imagens serem convertidas do sistema de cores RGB para níveis de cinza, elas foram binarizadas pelo método de Otsu. A ideia do método de Otsu é encontrar o limiar que minimiza a variância ponderada dentro das classes. Ou seja, ele separa os pixels em dois grupos cuja variância de nível de cinza é a menor possível. Basicamente isto pode ser feito por encontrar o limiar t que minimiza a Equação 2, onde $p_1(t)$ é a probabilidade de um pixel menor ou igual a t , $p_2(t)$ é a probabilidade de um pixel maior que t , $\sigma_1^2(t)$ é a variância da classe de pixels menor ou igual a t , e $\sigma_2^2(t)$ é a variância da classe de pixels maior que t .

$$\sigma_2(t) = p_1(t)\sigma_1^2(t) + p_2(t)\sigma_2^2(t) \quad (2)$$

3.5. Tratamento morfológico

Devido a presença de ruídos que não correspondem a plantas na imagem binarizada, aplicamos duas operações para tratamento morfológico. Primeiro foi aplicado uma operação de preenchimento de buracos e em seguida foi aplicada uma operação de abertura.

A abertura, denotada por $A \circ B$, consiste de uma operação de erosão seguida de uma operação de dilatação, usando o mesmo elemento estruturante B . Esta operação elimina pequenos objetos indesejáveis ou pontes estreitas entre objetos, sem que os objetos não eliminados mudem de tamanho radicalmente. Nos experimentos usamos como elemento estruturante um círculo de raio 2.

3.6. Transformada da distância

A transformada da distância [Fabbri et al. 2008] mede a distância de cada ponto do objeto até a borda mais próxima. Seja uma imagem bidimensional I consistindo de duas classes de pixels: pixels de objeto (de valor 1) e pixels de não objeto (de valor 0). Basicamente a transformada de distância atribui a cada pixel de objeto de uma imagem binária, a distância deste pixel para o pixel de borda mais próximo. Matematicamente:

$$I_d(x, y) = \begin{cases} 0, & \text{se } I(x, y) = 0 \\ \min(\|x - x_0, y - y_0\|, \forall I(x_0, y_0) = 0), & \text{se } I(x, y) = 1 \end{cases} \quad (3)$$

3.7. Segmentação Watershed

O termo *watershed* se refere à linha de divisória entre bacias hidrográficas. Uma bacia hidrográfica é a área geográfica que drena para um rio ou reservatório específico. Assim, a transformação da bacia hidrográfica requer que você pense em uma imagem como

uma superfície. Você deve imaginar que as áreas claras são altas e as áreas escuras são baixas. Com superfícies, é natural pensar em termos de bacias de captação e linha divisórias entre estas. O algoritmo de segmentação *watershed* [Gonzalez and Woods 2006] parte do cálculo de cada mínimo regional de imagem. Em seguida a imagem (superfície) é inundada de baixo para cima gradualmente. Quando a elevação da água entre bacias de captação distintas irá fundir, uma barragem é construída para evitar a fusão. O processo de inundação gradual das bacias de captação é feito por meio de dilatação morfológica. Quando as coordenadas de bacias de captação distintas se encontram é construído uma barreira, normalmente por setar um valor mais alto que o nível de cinza máximo da imagem, nas coordenadas em questão.

3.8. Filtragem máxima local

A ideia por trás dos filtros máximos locais [Wulder et al. 2000] para a detecção de copas das árvores é que as copas das árvores mais próximas do sensor de captura terá uma maior refletância. Caso seja usado um avião com um sensor LIDAR, que mede distância, a copa das árvores normalmente resulta em um valor maior de proximidade. Sob essa suposição, identificar uma copa de árvore se traduz em encontrar, geralmente através de uma janela deslizante, os máximos locais na imagem. Uma das principais questões é que as detecções são muito afetadas pelo tamanho da janela deslizante. Uma janela muito grande em comparação com a copa de uma árvore pode resultar na mesclagem de copas de árvores distintas. Por outro lado, uma janela muito pequena criará muitos falsos positivos, identificando vários pixels brilhantes que pertencem à mesma copa. Uma seleção cuidadosa do tamanho da janela deslizante é, portanto, fundamental. As copas das árvores também normalmente apresentam variações espectrais (de cor) e de geometria. Isso significa que, muitas vezes, devido à topologia das árvores, pixels de alta intensidade podem ocorrer distantes do centro da copa. Como neste trabalho aplicamos a transformada da distância sob a imagem binarizada, o problema de múltiplos máximos locais em uma mesma copa de árvore tende a ser reduzido.

3.9. Rotulação

Por fim é feito uma rotulação de componente conectados, onde é atribuído um rótulo distinto para cada região 8-conectada. Seja p e q dois pixels. Dizemos que p é conectado à q se existe um caminho de p para q consistindo inteiramente de pixels pertencentes à uma mesma classe S . Para qualquer $p \in S$, o conjunto de pixels em S que são conectados à p é chamado de um componente conectado de S . Um caminho (*path*) do pixel p em (x, y) para o pixel q em (s, t) é uma sequência de pixels distintos: $(x_0, y_0), (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ tal que $(x_0, y_0) = (x, y)$ e $(x_n, y_n) = (s, t)$ e (x_i, y_i) é adjacente à (x_{i-1}, y_{i-1}) , $i = 1, \dots, n$. Neste trabalho consideramos a adjacência de 8, que considere que todos os pixels vizinhos na vertical, horizontal e diagonais são adjacentes.

4. Resultados

As imagens de satélite usadas, baixadas através da API do Google Maps são mostradas na Figuras 2 e 3, onde a primeira se refere a uma plantação de coqueiros e segunda, a uma plantação de jabuticabeiras. As imagens foram obtidas conforme descrito na Seção 3. Após a obtenção das imagens de satélite, separamos manualmente o talhão referente ao

plantio em questão e contamos visualmente a quantidade de plantas. Em seguida aplicamos as duas metodologias às imagens e mensuramos a quantidade de plantas detectadas e a taxa de erro na detecção. A Tabela 1 mostra o número de plantas para cada imagem, o número de plantas contadas por cada metodologia e a taxa de erro na contagem de plantas. Pode-se observar que a metodologia que usa a filtragem máxima local é mais precisa com 92.03 de precisão para imagens de jabuticabeiras, versus 83.94 de precisão da abordagem baseada em *watershed*. Para a contagem de coqueiros a metodologia baseada em filtragem máxima local foi mais precisa com 92.88% de precisão versus 87.91% de *watershed*. Apesar da filtragem máxima local prover resultados de contagem de plantas mais precisos, este método não delimita a copa das árvores, o que seria inapropriado caso o usuário queira estimar valores como taxa de cobertura do solo, uniformidade das plantas, etc. Por outro lado, *watershed* provê a segmentação das copas das árvores, porém a precisão na contagem foi significativamente inferior a da filtragem máxima local.



Figura 2. Imagem de satélite de uma plantação de coqueiros em Porto Seguro, Bahia.

Espécie	Quantidade de plantas			Taxa de acerto	
	manual	LM	watershed	LM	watershed
Jabuticabeiras	1569	1444	1821	92.03%	83.94%
coqueiros	1489	1383	1669	92.88%	87.91%

Tabela 1. Resultados de contagem de plantas de jabuticabeira e coqueiros manual e pelas metodologias desenvolvidas.

5. Conclusão

Contagem de plantas é importante para várias análises agrícolas como estimativa de produtividade, verificação de mortalidade de plantas que pode estar relacionada a doenças ou condições meteorológicas, e inventários que pode servir para várias estimativas como de



Figura 3. Imagem de satélite de uma plantação de jaboticabeiras em Hidrolândia, Goiás.

massa de carbono, informações para planejamento de irrigação, entre outras. Nesta pesquisa foram propostas duas metodologias para a contagem de plantas, sendo que elas têm uma fase de processamento comum (conversão as imagens para níveis de cinza, binarização, tratamento morfológico, e aplicação da transformada da distância). Em seguida são experimentados dois métodos para a detecção das plantas (segmentação *watershed* e detecção de picos através da filtragem máxima local). Posteriormente é feita uma rotulação das plantas identificadas. Ao aplicar as metodologias para imagens de satélite coletadas pela API Google Maps, concluímos que o método que usa a filtragem máxima local obtém resultados mais precisos, com 92.03% de precisão para a contagem de jaboticabeiras e 92.88% para a contagem de coqueiros, versus 83.94% e 87.91%, respectivamente, obtidos pela metodologia que usa segmentação *watershed*. Destacamos que esta forma de análise dos resultados é propensa a erros, pois uma estimativa satisfatória do número de plantas não significa necessariamente que as plantas foram detectadas corretamente. Assim, essa pesquisa pode ser aprimorada por aplicar métodos de avaliação da detecção de plantas mais robustos, que se baseia em critério como de falsos positivos, falsos negativos e verdadeiros positivos. Contudo, para a aplicação dessas medidas é necessário identificar manualmente cada planta na imagem, o que deve ser feito em uma pesquisa futura. Além disso pretendemos experimentar índices de vegetação para a detecção dos pixels de vegetação, e usar informações geométricas, como o espaçamento entre plantas para eliminar falsos positivos.

Referências

- Daliakopoulos, I. N., Grillakis, E. G., Koutroulis, A. G., and Tsanis, I. K. (2009). Tree crown detection on multispectral vhr satellite imagery. *Photogrammetric Engineering Remote Sensing*, 75(10):1201–1211.

- Disperati, A. A., dos Santos, J. R., de Oliveira Filho, P. C., and Neeff, T. (2007). Aplicação da técnica filtragem de locais máximas em fotografia aérea digital para a contagem de copas em reflorestamento de pinus elliottii. *SciELO Brasil*, 76:45–55.
- Fabbri, R., Costa, L. D. F., Torelli, J. C., and Bruno, O. M. (2008). 2d euclidean distance transform algorithms: A comparative survey. *ACM Comput. Surv.*, 40(1):2:1–2:44.
- Franco, S., Tarantino, E., Figorito, B., Stefania, G., and D’Onghia, A. (2013). A tree counting algorithm for precision agriculture tasks. *International Journal of Digital Earth*, 6:94–102.
- Gebreslasie, M., Ahmed, F., van Aardt, J., and Blakeway, F. (2011). Individual tree detection based on variable and fixed window size local maxima filtering applied to ikonos imagery for even-aged eucalyptus plantation forests. *International Journal of Remote Sensing*, 32:4141–4154.
- Gonzalez, R. C. and Woods, R. E. (2006). *Digital Image Processing (3rd Edition)*. Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, USA.
- González-Jiménez, J., Galindo, C., Arevalo, V., and Ambrosio, G. (2007). Applying image analysis and probabilistic techniques for counting olive trees in high-resolution satellite images. volume 4678, pages 920–931.
- Katoh, M. and Gougeon, F. (2012). Improving the precision of tree counting by combining tree detection with crown delineation and classification on homogeneity guided smoothed high resolution (50 cm) multispectral airborne digital data. *Remote Sensing*, 4:1411–1424.
- Kestur, R., Angural, A., Bashir, B., Omkar, S. N., Anand, G., and Meenavathi, M. B. (2018). Tree crown detection, delineation and counting in uav remote sensed images: A neural network based spectral-spatial method. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 46(6):991–1004.
- Koch, B., Heyder, U., and Weinacker, H. (2006). Detection of individual tree crowns in airborne lidar data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 72:357–363.
- Li, W., Fu, H., Yu, L., and Cracknell, A. (2017). Deep learning based oil palm tree detection and counting for high-resolution remote sensing images. *Remote Sensing*, 9(1).
- Maillard, P. and Gomes, M. (2016). Detection and counting of orchard trees from vhr images using a geometrical-optical model and marked template matching. *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, III-7:75–82.
- Puttemans, S., Van Beeck, K., and Goedemé, T. (2018). Comparing boosted cascades to deep learning architectures for fast and robust coconut tree detection in aerial images.
- Recio, J., Hermosilla, T., Ruiz, L., and Palomar, J. (2013). Automated extraction of tree and plot-based parameters in citrus orchards from aerial images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 90:24–34.
- Srestasathiern, P. and Rakwatin, P. (2014a). Oil palm tree detection with high resolution multi-spectral satellite imagery. *Remote Sensing*, 6:9749–9774.
- Srestasathiern, P. and Rakwatin, P. (2014b). Oil palm tree detection with high resolution multi-spectral satellite imagery. volume 6, pages 9749–9774.

- Strimbu, V. and Strimbu, B. (2015). A graph-based segmentation algorithm for tree crown extraction using airborne lidar data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 104:30–43.
- Vibha, L., Shenoy, P. D., Venugopal, K. R., and Patnaik, L. M. (2009). Robust technique for segmentation and counting of trees from remotely sensed data. In *2009 IEEE International Advance Computing Conference*, pages 1437–1442.
- Wulder, M., Niemann, K., and Goodenough, D. G. (2000). Local maximum filtering for the extraction of tree locations and basal area from high spatial resolution imagery. *Remote Sensing of Environment*, 73(1):103 – 114.
- Wulder, M., White, J., Niemann, K., and Nelson, T. (2004). Comparison of airborne and satellite high spatial resolution data for the identification of individual trees with local maxima filtering. *International Journal of Remote Sensing - INT J REMOTE SENS*, 25.