

FILTRAGEM MORFOLÓGICA PARA GERAÇÃO DE MODELO DIGITAL DE TERRENO A PARTIR DE LIDAR AEROPORTADO EM FLORESTAS EQUIÂNEAS DE EUCALIPTO

Rodrigo Vieira Leite¹, Brener de Almeida Oliveira¹, Lucas Arthur de Almeida Telles¹, Cibele Hummel do Amaral¹, Guilherme Silverio Aquino de Souza¹

¹Universidade Federal de Viçosa, Departamento de Engenharia Florestal, Av. Purdue s/nº, Viçosa, MG-Brasil, (r.vieiraleite@gmail.com, b.oliveirafl@gmail.com; lucasarthur@gmail.com, chamaral@ufv.br; guilhermesas.eng@gmail.com)

RESUMO

A qualidade de um Modelo Digital de Terreno (MDT) gerado a partir de dados *Light Detection and Ranging* (LiDAR) depende do filtro morfológico utilizado para a seleção de pontos do solo. Esse filtro é influenciado, dentre outros, pela cobertura do solo. Este trabalho teve por objetivo determinar parâmetros de um algoritmo de filtro morfológico em um povoamento equiâneo de eucalipto. Para isso, foram testadas 77 combinações de parâmetros para o filtro morfológico em análise, gerando 77 MDTs. Para avaliação da qualidade dos MDTs foi feita a análise de três variáveis texturais, agrupando-os por similaridade textural pelo algoritmo k-means. Os parâmetros com melhores resultados foram todos corretamente agrupados pelo k-means. Essa mesma abordagem pode ser testada em locais com cobertura vegetal mais complexa, como em florestas tropicais inequiâneas.

Palavras-chave — LiDAR, MDT, filtro morfológico, descritores de textura, florestas equiâneas.

ABSTRACT

The quality of a Digital Terrain Model (DTM) derived from Light Detection and Ranging (LiDAR) data depends on the morphological filter used to select ground surface points. This filter is influenced by many factors such as land cover. This work aims to determine the parameters of a morphological filter algorithm for an even-aged eucalyptus forest. In order to do that, we tested 77 parameters combinations for the morphological filter, which created 77 DTMs. To evaluate the quality of the DTMs, we analyzed three textural variables, and grouped similar DTMs with the k-means algorithm. The k-means algorithm correctly grouped all the parameters with the best results. This approach might be tested in sites with more complex vegetation cover, such as uneven-aged tropical forests.

Key words — LiDAR, DTM, morphological filter, textural features, even-aged forests.

1. INTRODUÇÃO

Nuvens de pontos oriundas de LiDAR (*Light Detection and Ranging*) aerotransportado – também conhecido como ALS (*Airborne Laser Scanner*) – geralmente possuem alta resolução espacial nas direções horizontal e vertical. Isto permite que tais dados sejam utilizados para vários fins como: monitoramento da mudança de paisagem, análise de volumes de árvores, modelagem hidrológica, monitoramento costeiro e inventário florestal [1]–[3]. Para todas essas aplicações, o passo inicial é a geração de um Modelo Digital de Terreno (MDT).

MDT é uma representação da superfície de terreno “nú”, em outras palavras, representa uma superfície livre de qualquer objeto feito pelo homem e ou objetos naturais [4]. A qualidade dos MDTs gerados a partir das nuvens de pontos de ALS não só influencia a precisão desses modelos em si, mas também afeta a qualidade de produtos secundários, como o nMDS (Modelo Digital de Superfície Normalizado), a identificação de árvores e a construção de modelos e mapas de cobertura terrestre [1].

Para geração dos MDTs, é necessário realizar primeiramente a filtragem dos pontos de terreno, a partir de filtros morfológicos. Esse é um passo determinante para definir quais retornos são do solo e quais não o são. Diferenciar o solo do “não-solo” pode ser uma tarefa desafiadora em paisagens com alta variabilidade de alvos na superfície [5], principalmente naquelas que retém uma grande quantidade de pontos na superfície imediata – como em dosséis florestais.

Embora existam diversos algoritmos para a filtragem morfológica, sua escolha ainda é um desafio, visto que os MDTs são gerados para grandes áreas com características de cobertura e relevo diferentes, e, além disso, parâmetros de um mesmo algoritmo podem variar dependendo destas características [1], [6]. Assim, é importante que algoritmos e seus parâmetros sejam testados em coberturas vegetais complexas, como florestas. Diante do exposto, este estudo

objetiva definir valores adequados para parâmetros de um algoritmo de filtro morfológico, avaliando-os na geração de MDTs sob dosséis de florestas equiâneas.

2. MATERIAIS E MÉTODOS

2.1. Banco de dados

2.1.1. Área de estudo

A área de estudo está localizada no município de Caratinga, no estado de Minas Gerais, sudeste do Brasil. São 95,73 ha de plantios de eucalipto. Uma representação da área de estudo assim como um resumo das características dos plantios é apresentada na Figura 1.

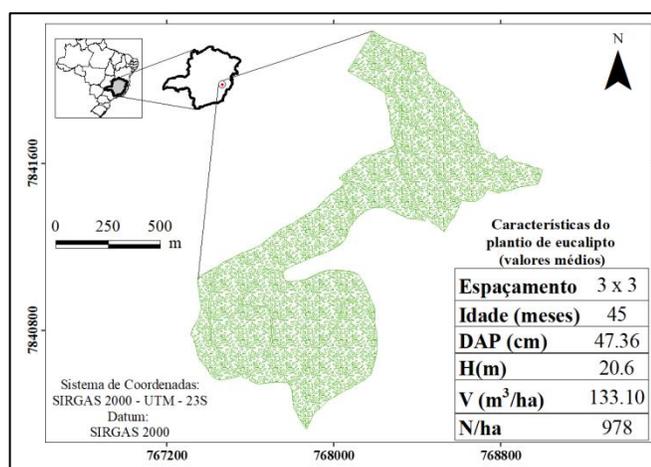


Figura 1. Localização e características do plantio de eucalipto presente na área de estudo. DAP = Diâmetro a altura do peito; H = Altura; V = Volume; N/ha = Número de árvores por hectare.

2.1.2. Dados LiDAR

Os dados LiDAR são referentes a um voo realizado no ano de 2014 com aeronave Cessna Modelo 206, com altitude média de 618 m (Tabela 1).

Tabela 1 - Características do sensor LiDAR utilizado para a coleta de dados [7].

Aeronave	Cessna Modelo 206
Velocidade	55 m/s
Altura do voo	618 m
Ângulo de Abertura	60°
Largura da Faixa (Swath)	713 m
Footprint	0,31 m
Frequência de Varredura	300 kHz
Densidades de Pontos	5 ppm

2.2. Filtragem morfológica e geração do Modelo Digital de Terreno (MDT)

Para a seleção de pontos do solo foi aplicado o filtro morfológico adaptado de Kraus and Pfeifer [8], presente no software FUSION [9]. Esse filtro funciona basicamente atribuindo pesos entre 0 e 1 para cada ponto da nuvem, que indicará a influência deste na geração do MDT, seguindo a equação (1).

$$p_i = \begin{cases} 1 & v_i \leq g \\ \frac{1}{1+(v_i-g)^b} & g < v_i \leq g+w \\ 0 & g+w < v_i \end{cases} \quad (1)$$

Os parâmetros g e w representam os limites para a definição dos pesos aos pontos. Se o valor do ponto (v_i) for menor que g será atribuído valor 1, que corresponde a um ponto de solo. Se o valor (v_i) for maior que " $g+w$ " será atribuído ao ponto valor 0. Aos demais pontos são atribuídos os valores seguindo a equação (1). Maiores detalhes sobre o funcionamento desse algoritmo podem ser encontrados em [8].

Para g e w foram testados valores entre -4 a 1 e 1 a 4, respectivamente, variando de 0,5 em 0,5 (ex: -4; -3,5; -3; -2,5 e assim por diante). A combinação dos valores testados para g e w resultaram em 77 combinações, sendo que cada combinação resulta em uma seleção de pontos do solo diferente. Os pontos selecionados como "pontos de solo" em cada uma das 77 combinações foram utilizados para geração do MDT.

Os parâmetros a e b determinam a declividade da função (1) e para eles foram fixados os valores 1 e 4, por terem demonstrado bom desempenho para diversas aplicações [8], [9]

Para a interpolação dos pontos selecionados foi utilizado a função *GridSurfaceCreate* do software FUSION. Mais informações sobre o funcionamento dessa função podem ser encontradas no manual do *software* [9]. O tamanho da célula foi definido como sendo 0,45 m, utilizando a equação (2) [10].

$$C = \sqrt{1/n} \quad (2)$$

em que: C = tamanho da célula; n = densidade de pontos (número de retornos/m²).

2.3. Avaliação dos Modelos Digitais de Terreno (MDT)

A qualidade visual dos MDTs gerados por diferentes parametrizações do filtro morfológico foi feita utilizando análise de textura. Contraste, homogeneidade e dissimilaridade [11] foram os descritores de textura utilizados.

O Contraste é a medida de intensidade de contraste entre determinado pixel e sua vizinhança [12].

$$\text{Contraste} = \sum_i \sum_j |i-j|^2 p(i,j)$$

Homogeneidade é medida da proximidade da distribuição dos elementos na matriz de coocorrência com sua diagonal [12].

$$\text{Homogeneidade} = \sum_i \sum_j \frac{1}{1+|i+j|^2} p(i,j)$$

Dissimilaridade é a medida da distância entres pares de pixels na região de interesse [12].

$$\text{Dissimilaridade} = \sum_i \sum_j |i-j| p(i,j)$$

em que, para todas as equações: i, j = linha e coluna da matriz de coocorrência, respectivamente.

Os descritores de textura foram calculados para toda a extensão dos MDTs, considerando um pixel de distância e quatro direções, 0° , 45° , 90° e 135° . Ou seja, um total de doze matrizes de coocorrência foram geradas para cada imagem.

Em seguida, a dimensionalidade dos dados foi reduzida por meio de Análise por Principais Componentes – APC [13]. Dos doze descritores que compunham originalmente o conjunto de dados, aqueles que explicavam 30% ou mais da variação presente na primeira componente principal foram selecionados para a análise de agrupamento. O algoritmo k-means [14] foi utilizado para agrupar os MDTs em três classes, de acordo com os valores dos descritores de textura. Ao final do processo foi possível relacionar os parâmetros do filtro morfológico a MDTs de boa qualidade, MDTs com a presença de ruídos e MDTs incompletos.

3. RESULTADOS

Os MDTs que apresentaram resultado mais consistentes (Figura 2) foram todos agrupados no grupo 1 e os valores de dissimilaridade e homogeneidade médios nesse grupo foram maiores que os demais (Tabela 2).

Ocorreram erros no processamento dos MDTs do Grupo 2, que não permitiram sua completa geração. Já os do Grupo 0, apresentaram inconsistências, como observado na Figura 2. Os melhores resultados de MDTs, todos alocados no Grupo 1, tiveram parâmetros iguais para (g, w) : $(-1,1)$; $(-1,5)$; $(-2, 2)$; $(-2,5, 2,5)$; $(-3, 3)$; $(-3,5, 3,5)$; $(-4, 4)$.

Tabela 2 - Valores médios das variáveis de textura obtidos em cada agrupamento realizado pelo algoritmo k-means.

	Grupo		
	0	1	2
Dissimilaridade (45)	5.52	11.26	3.53
Homogeneidade (0)	5.33	11.29	3.53
Homogeneidade (135)	9.70	9.89	2.82
Homogeneidade (45)	9.65	9.83	2.81
Homogeneidade (90)	9.71	9.86	2.81
Dissimilaridade (135)	9.65	9.83	2.81

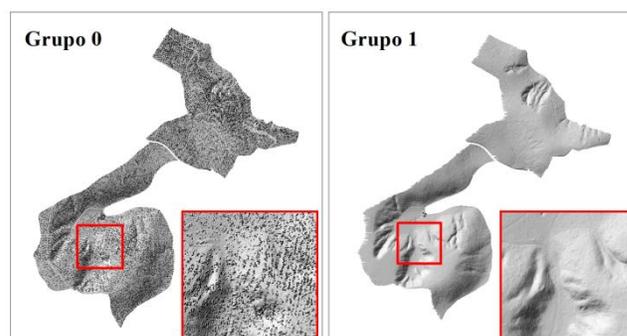


Figura 2. Imagens sombreadas dos Modelos Digitais de Terreno representativos de cada agrupamento realizado pelo algoritmo k-means. O grupo 2 não está representado pois a maioria dos MDTs não foram completamente gerados.

4. DISCUSSÃO

O agrupamento realizado pelo algoritmo k-means foi eficiente em colocar em um único grupo os MDTs com melhor resultado (Grupo 1), MDTs nos demais grupos ou não foram gerados ou apresentaram inconsistências representada por “picos” e falhas nas imagens sombreadas (Figura 2), além de valores mais baixos de homogeneidade e dissimilaridade (Tabela 2). A utilização das variáveis texturais eliminaram a subjetividade na seleção de MDTs gerados a partir de nuvens de pontos LiDAR, visto que muitas vezes a escolha de melhores resultados é feita por meio de tentativa-erro e por análises visuais dos pontos filtrados pelo filtro morfológico ou do MDT em si [5], [6].

Todos os MDTs do Grupo 1 foram gerados a partir de filtro morfológico com parâmetros g e w iguais em módulo (ex: $-1,1$; $-2,2$, etc.). Isso implica que o limite superior $(g+w)$ da equação utilizada para seleção de pontos de solo será 0. Portanto, apenas os pontos abaixo da superfície intermediária gerada pelo algoritmo de filtro morfológico (valores negativos) serão classificados como pontos de solo. O fato de as nuvens de pontos em florestas equiâneas, como em plantios clonais de eucalipto, comumente apresentarem a maior concentração de seus pontos em dois estratos (dossel e solo) (Figura 3) pode ter causado esse efeito.

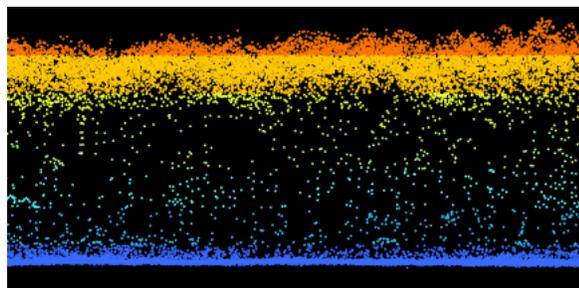


Figura 3 - Nuvem de pontos normalizada de um plantio clonal de eucalipto, evidenciando estrato superior (copas) em tons amarelo-alaranjados e estrato inferior (solo) em azul.

Apesar de a seleção ter sido feita de forma eficiente, ela foi realizada em apenas um tipo de vegetação. O mesmo teste pode ser estendido a coberturas vegetais mais complexas como, por exemplo, em florestas tropicais inequânneas, para verificar a ocorrência de padrões semelhantes em valores para os parâmetros de filtros morfológicos, como no caso desse estudo.

5. CONCLUSÕES

Os melhores valores para os parâmetros (g , w) do filtro morfológico aplicado à geração de MDT em plantio clonal de eucalipto foram: (-1, 1); (-1,5, 1,5); (-2, 2); (-2,5, 2,5); (-3, 3); (-3,5, 3,5); (-4, 4).

A utilização de variáveis texturais, análise por principais componentes e agrupamento K-means foi um método eficiente para diferenciar MDTs consistentes de inconsistentes.

6. AGRADECIMENTOS

À Celulose Nipo-Brasileira S/A (CENIBRA) pela cessão dos dados, em especial Antonilmar Araújo Lopes da Silva, e ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) e à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelas bolsas de mestrado.

7. REFERÊNCIAS

- [1] Z. Chen, B. Gao, and B. Devereux, "State-of-the-Art: DTM Generation Using Airborne LIDAR Data," *Sensors*, vol. 17, no. 1, p. 150, 2017.
- [2] S. C. Popescu and K. Zhao, "A voxel-based lidar method for estimating crown base height for deciduous and pine trees," *Remote Sens. Environ.*, vol. 112, no. 3, pp. 767–781, 2008.
- [3] K. Zhao, S. Popescu, and R. Nelson, "Lidar remote sensing of forest biomass: A scale-invariant estimation approach using airborne lasers," *Remote Sens. Environ.*, vol. 113, no. 1, pp. 182–196, 2009.
- [4] N. S. Sulaiman, Z. Majid, and H. Setan, "DTM GENERATION FROM LiDAR DATA BY USING DIFFERENT FILTERS IN OPEN – SOURCE SOFTWARE," *Geoinf. Sci. J.*, vol. 10, no. 2, pp. 89–109, 2010.
- [5] X. Meng, N. Currit, and K. Zhao, "Ground filtering algorithms for airborne LiDAR data: A review of critical issues," *Remote Sens.*, vol. 2, no. 3, pp. 833–860, 2010.
- [6] C. A. Silva, C. Klauberg, A. M. K. Hentz, A. P. D. Corte, U. Ribeiro, and V. Liesenberg, "Comparing the performance of ground filtering algorithms for terrain modeling in a forest environment using airborne LiDAR data," *Floresta e Ambient.*, vol. 25, no. 2, 2018.
- [7] C. N. S. CENIBRA, "Relatório Técnico n°2/2014 - Perfilamento a Laser LiDAR." p. 7, 2014.
- [8] K. Kraus and N. Pfeifer, "Determination of terrain models in wooded areas with airborne laser scanner data," *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 53, no. 4, pp. 193–203, 1998.
- [9] R. J. McGaughey, "FUSION/LDV: Software for LiDAR Data Analysis and Visualization." U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Pacific Northwest Research Station, University of Washington, Seattle, WA, 2018.
- [10] Q. Chen, D. Baldocchi, P. Gong, and M. Kelly, "Isolating Individual Trees in a Savanna Woodland Using Small Footprint Lidar Data," *Photogramm. Eng. Remote Sens.*, vol. 72, no. 8, pp. 923–932, 2006.
- [11] R. Haralick, K. Shanmugan, and I. Dinstein, "Textural features for image classification," *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 3, pp. 610–621, 1973.
- [12] A. O. Aborisade, D.O. Ojo, J.A., Amole, A. O., Duradola, "Comparative Analysis of Textural Features Derived from GLCM for Ultrasound Liver Image Classification," *Int. J. Comput. Trends Technol.*, vol. 11, no. 6, pp. 239–244, 2014.
- [13] S. Wold, "Principal Component Analysis," *Chemom. Intell. Lab. Syst.*, vol. 2, no. 1–3, pp. 37–52, 1987.
- [14] A. Likas, N. Vlassis, and J. J. Verbeek, "The global k-means clustering algorithm," *Pattern Recognit.*, vol. 36, no. 2, pp. 451–461, 2003.