



**Universidade Estadual Paulista
Faculdade de Ciências e Tecnologia
Presidente Prudente - SP**

**DETECÇÃO DE RODOVIAS EM ÁREAS URBANAS USANDO DADOS
GEOMÉTRICOS E RADIOMÉTRICOS DE SISTEMA VARREDURA A
LASER AEROTRANSPORTADO**

BOLSISTA: Gustavo Rota Collegio

E-mail: gustavo.collegio@unesp.br

Telefone: (18) 99662-2517

ORIENTADOR: Prof. Dr. Aluir Porfírio Dal Poz

Relatório Final
PIBIC/CNPq

Presidente Prudente – SP

2021

RESUMO

Neste projeto de pesquisa é proposta a análise de pontos de terreno a partir de um Sistema de Varredura a LASER Aerotransportado (SVLA), com o intuito de detectar pontos pertencentes ao leito das rodovias, embasado em dados geométricos e radiométricos deste sistema. Os dados gerados por um SVLA permitem um mapeamento efetivo da superfície varrida, considerando tanto alvos naturais, quanto antrópicos. Para uma análise das rodovias, a nuvem de pontos gerada por SVLA, inicialmente, é tratada com um pré-processamento, cujo método de filtragem progressiva deve classificar os pontos em dois subconjuntos: pontos de terreno (rodovia) e pontos de objetos elevados. Uma vez classificados os pontos em dois subconjuntos, geram-se Modelos Digitais de Intensidade Radiométrica (MDIRs) para identificar as rodovias em regiões obstruídas por vegetação, e aplicar o método de limiarização para detectá-las. Comumente são utilizados dados ópticos, mas por meio de SVLA, verifica-se o diferencial no tratamento com dados geométricos e radiométricos, onde mitiga-se o problema da oclusão resultante da presença de vegetação sobre as vias. Os resultados obtidos mostraram que método detecta adequadamente as rodovias nesse contexto, entretanto, exige-se um pós-processamento com base em processamento digital de imagens para preenchimento de determinadas regiões da cena oriundas de vegetação e/ou edificação.

Palavras-chave: SVLA, MDIR, limiarização, detecção de rodovias.

ABSTRACT

This research project proposes to detect roads from ground points of Airborne LASER Scanning (ALS) using geometric and radiometric attributes. ALS data allows describing terrain surface in detail, whether natural or man-made targets. For an analysis of the roads, the point cloud generated by ALS, initially, is treated by a pre-processing, whose progressive filtering method must classify the points into two subsets: terrain points (roads) and points of elevated objects. Once the points are classified into two subsets, Digital Radiometric Intensity Models (DRIMs) are generated to identify the roads in regions obstructed by vegetation and apply the thresholding method to detect them. Optical data are commonly used, but through ALS, there is a difference in the treatment with geometric and radiometric data, which mitigates the problem of occlusion resulting from the presence of vegetation on the roads. The results obtained showed that the method adequately detects roads in this context, however, post-processing based on digital image processing is required to fill certain regions of the scene arising from vegetation and/or buildings.

Keywords: ALS, Digital Radiometric Intensity Model, thresholding, roads detection.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	4
1.1	Considerações iniciais	4
1.2	Justificativa.....	4
1.3	Objetivos	5
1.3.1	Objetivo Geral.....	5
1.3.2	Objetivos Específicos.....	5
1.4	Cronograma do projeto.....	5
1.5	Estrutura do relatório.....	6
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	6
3	MATERIAL E MÉTODOS.....	8
3.1	Material	8
3.1.1	Recursos computacionais.....	8
3.1.2	Dados	8
3.2	Métodos.....	9
3.2.1	Filtragem e classificação da nuvem de pontos.....	10
3.2.1.1	Avaliação da classificação da nuvem de pontos	12
3.2.2	Geração dos MDIRs nos formatos TIN e de malha.....	12
3.2.3	Detecção de rodovias em MDIRs	13
3.2.3.1	Limiarização.....	13
3.2.3.2	Pós-processamento dos MDIRs limiarizados	14
3.2.4	Métodos de análise.....	14
4	RESULTADOS.....	15
4.1	Classificação e avaliação da nuvem de pontos.....	15
4.2	MDIRs nos formatos TIN e de malha regular	16
4.3	Limiarização dos MDIRs	18
4.3.1	Detecção de rodovias	19
4.4	Análise dos resultados	21
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	23
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	24
6	APÊNDICE	25

1 INTRODUÇÃO

1.1 Considerações iniciais

Com os avanços da Fotogrametria, o método de varredura a LASER (*Light Amplification by Stimulated Emission of Radiation*) tem sido utilizado efetivamente nas aplicações de mapeamento, como destaca-se para atualização ou extração da malha viária, presente em um Sistema de Informação Geográfica (SIG). Nesse contexto, Gallis et al. (2006) aponta que a detecção de rodovias permite aplicações de grande importância, por exemplo: planejamento urbano, sistemas de guia para polícia, serviços de mapas para internet, entre outros.

O Sistema de Varredura a LASER Aerotransportado (SVLA) no cenário da extração de rodovias se apresenta com grande eficiência, uma vez que essa fonte de dados permite a análise de diferentes alvos por meio do comportamento radiométrico, além da modelagem geométrica e topológica das vias (DA SILVA, 2005). No entanto, metodologias manuais para a extração da malha viária podem consumir muito tempo, ou até mesmo gerar dados já obsoletos quando pretende-se atualizá-la, buscando, portanto, métodos automatizados para o processo, onde obtém-se maior acurácia e velocidade na detecção (GALLIS et al., 2006).

Para os métodos automáticos de extração de rodovias, Bajcsy e Tavakoli (1976) como pioneiros neste desenvolvimento, mostram o caminho para a execução a partir de diferentes aspectos das características do alvo, como destacado acima pela obtenção dos dados por meio de um SVLA. Este processo automático evita a interferência do operador, restando somente à análise e supervisão das informações espaciais extraídas (DAL POZ, 2006), onde há uma variedade de metodologias aplicadas.

Particularizando uma etapa inicial dos métodos de extração automática da malha viária, este projeto de pesquisa se trata da detecção, identificando os pixels ou pontos que pertencem ao leito das rodovias, seguido da descrição geométrica dos eixos das vias.

1.2 Justificativa

Sendo alvo de grande interesse das áreas de visão computacional, a Fotogrametria oportunamente se destaca na investigação da extração ou detecção de feições antrópicas. Como destacado anteriormente, a detecção das vias para atualização da malha viária por meio manual pode gerar dados já obsoletos ou incoerentes, com alta demanda de tempo, o que viabiliza processos automáticos. Para tal fato, comumente são utilizadas imagens digitais, entretanto, neste projeto de pesquisa, é proposta a detecção de rodovias por meio de dados oriundos de um

SVLA, onde a análise é feita sob os dados radiométricos e geométricos do terreno (alvo). Ressalta-se que o uso desses dados possui o diferencial de mitigar o problema de oclusão resultante da presença de vegetação sobre as vias, o que caracteriza, portanto, a motivação principal da detecção de rodovias em uma área urbana.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo Geral

Propor e avaliar uma estratégia para a detecção de rodovias em áreas urbanas a partir de dados geométrico e radiométrico de SVLA.

1.3.2 Objetivos Específicos

- Estudar e avaliar o método de filtragem progressiva de nuvem de pontos de SVLA para separar os pontos de terreno dos pontos pertencentes aos objetos elevados;
- Avaliar a potencialidade de modelos digitais de intensidade radiométrica (MDIRs) e pontos de terreno na identificação de regiões de via obstruídas pela vegetação;
- Estudar e avaliar o método de limiarização simples para a detecção de rodovias em MDIRs.

1.4 Cronograma do projeto

A seguir será descrito as etapas de realização deste projeto, bem como o respectivo cronograma (Tabela 1):

- 1) Revisão bibliográfica (filtragem de nuvens de pontos de SVLA; Estrutura de dados de modelos digitais (TIN e malha), princípios de limiarização, métodos numéricos de completeza e correção etc.);
- 2) Geração e avaliação do método de classificação da nuvem de pontos em pontos de terreno e não terreno, implementado no pacote computacional *LAStools*;
- 3) Geração dos MDIRs nos formatos TIN e de malha, para pontos de terreno e não terreno e para as resoluções propostas;
- 4) Confeção do relatório científico parcial;
- 5) Detecção de rodovias através da limiarização dos MDIRs;
- 6) Avaliação visual e numérica dos resultados obtidos (item 5);
- 7) Submissão de resumo ao CIC/UNESP;

8) Confecção do relatório científico.

A Tabela 1 apresenta o cronograma de execução:

Tabela 1 - Cronograma de execução

ETAPAS	PERÍODOS											
	Set/ 20	Out/ 20	Nov/ 20	Dez/ 20	Jan/ 21	Fev/ 21	Mar/ 21	Abr/ 21	Mai/ 21	Jun/ 21	Jul/ 21	Ago/ 21
1												
2												
3												
4												
5												
6												
7												
8												

1.5 Estrutura do relatório

A estrutura deste relatório é organizada em 6 seções com as respectivas subseções. Têm-se, deste modo, introdução, objetivos, fundamentação teórica, material e métodos, resultados e discussão, com o acréscimo das referências bibliográficas consultadas e o apêndice. Na primeira seção a introdução da atividade proposta, nas subseções os objetivos presentes e o respectivo cronograma, já na segunda seção se apresenta uma breve e objetiva fundamentação teórica para o entendimento do problema. Na terceira seção encontram-se os materiais necessários e a metodologia aplicada para o desenvolvimento do projeto. Em seguida, os resultados obtidos e as análises do que foi executado. Na quinta seção, as discussões e considerações dos resultados alcançados. Por fim, encontram-se as referências bibliográficas que foram consultadas neste projeto de pesquisa, seguida do apêndice, composto por um anexo, cujo link permite acesso à plataforma *GitHub* para obtenção do *script* e outros dados desenvolvidos no projeto.

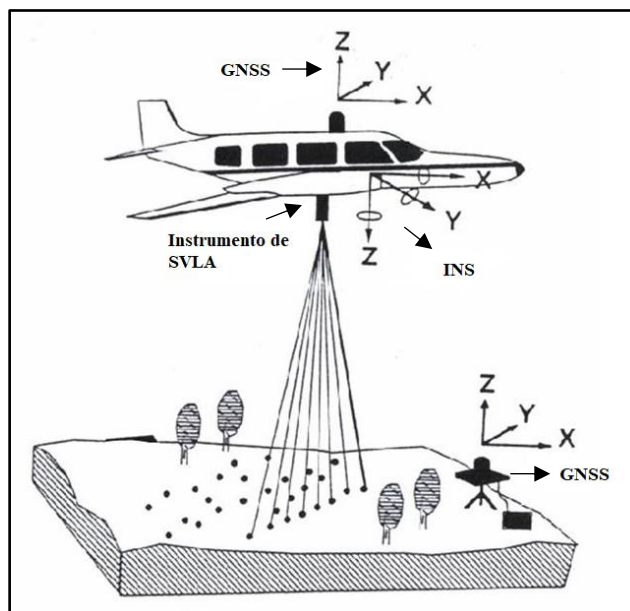
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Esta seção traz um breve embasamento teórico, fundamental para o entendimento do problema proposto, o qual trata do SVLA, desde a obtenção dos dados, até a geração de imagens com processamentos a fim de realizar a detecção de rodovias.

O SVLA é caracterizado pelo *Light Detection And Ranging* (LiDAR), um sensor ativo que dispara ondas eletromagnéticas, ou seja, dispara a luz LASER em direção ao objeto, calculando a distância entre o emissor LASER e o objeto/alvo, via diferença de fase entre a onda transmitida e a que retorna ou através do tempo de viagem desta onda. A orientação do

levantamento é precisa e acurada, dada mediante um sistema de posicionamento, o *Global Navigation Satellite System* (GNSS), capaz de viabilizar os sistemas topográficos tridimensionais, por meio da integração do Sistema de Navegação Inercial (INS/IMU) e GNSS. Sendo assim, os principais componentes de um SVLA são: o dispositivo LASER, com comprimento de onda de 1064 nm na região espectral do infravermelho próximo (IVP) (DAL POZ, 2013), o sistema de varredura responsável pelo direcionamento da luz laser, segundo um padrão adotado; o fotodetector que detecta e registra a luz LASER refletida pelo alvo; e o sistema de navegação e posicionamento, que determina a posição e orientação do feixe LASER. Por meio dos dispositivos apresentados, obtém-se, portanto, uma densa coleta de pontos, denominada nuvem de pontos, a qual é irregularmente espaçada, com pontos tridimensionais, possuindo a característica de modelar a superfície física varrida. Além da coleta dos dados geométricos do espaço-objeto, o SVLA também fornece dados radiométricos do terreno (valores de intensidade). Segundo Yano (2015), “o valor de intensidade é disponível como um atributo para a geometria (x, y, z, I) e está relacionado com a capacidade do alvo refletir ou absorver o pulso LASER”, ou seja, a partir do comportamento de um alvo em relação as características radiométricas de absorção ou reflexão, pode-se gerar uma imagem de intensidade descrevendo a superfície física varrida. A Figura 1 explicita o método de varredura.

Figura 1 – Aquisição de dados de um SVLA



Fonte: Adaptado de <http://slvg.soe.ucsc.edu/lidar.html>

Uma vez coletados os dados e gerada uma densa nuvem de pontos, deve-se filtrar e classificar os pontos 3D, cujo tratamento está associado com a finalidade do trabalho, por

COLLEGIO, G. R.

exemplo, um estudo focado nas vias com somente os pontos de terreno. A filtragem consiste em separar os pontos pertencentes do solo dos de objetos elevados, o que caracteriza um pré-processamento. Dado que o objetivo é se obter pontos pertencentes ao terreno para o contexto das rodovias, neste processo é empregado o método da filtragem progressiva, proposto por Axelsson (1999), onde Dal Poz (2013) ressalta que a metodologia é fundamentada em três etapas: o cálculo dos parâmetros de inicialização do método utilizando a nuvem de pontos, a seleção de pontos sementes e, o adensamento progressivo da *Triangular Irregular Network* (TIN) gerada através dos pontos sementes. Consequentemente, a classificação dos pontos é realizada em três etapas (AXELSSON, 1999): estruturação da nuvem de pontos (TIN ou malha regular), utilização do método da filtragem para separar pontos de terreno dos objetos altos e classificação dos pontos, seja como terreno, vegetação, edificação ou outra classe.

Após a filtragem e classificação, é possível gerar uma imagem de intensidade a partir dos dados radiométricos, isto é, um Modelo de Intensidade Radiométrica (MDIR), os quais recebem tratamentos com técnicas de processamento digital de imagens (PDI) no contexto das rodovias, valendo ressaltar que para a detecção dos pixels que pertencem ao leito das vias, os algoritmos adotados serão detalhados nas próximas seções.

3 MATERIAL E MÉTODOS

Esta seção aborda os materiais utilizados e a metodologia aplicada no projeto, dividida em duas seções, os recursos computacionais e dados e, o método empregado para a detecção de rodovias.

3.1 Material

3.1.1 Recursos computacionais

Para o desenvolvimento do projeto utilizaram-se os *softwares* *LAStools*, *FugroViewer*, *Excel*, *GNU Octave* e *Google Colab*, nos quais os processamentos foram realizados na máquina pessoal do autor.

3.1.2 Dados

A nuvem de pontos LASER utilizada se refere a uma área urbanizada do Distrito Federal – DF, com densidade média de 5 pts./m², possuindo 2.198.699 pontos coletados, ressaltando que se utilizou como referência uma nuvem de pontos de SVLA já classificada, bem como os dados vetoriais referente à extensão da região dos dados SVLA e da linha central das vias. A

cena urbana referente à nuvem de pontos foi verificada no *Google Earth*, apresentando-se na Figura 2 e, na Figura 3 as nuvens de pontos bruta (a) e de referência (b).

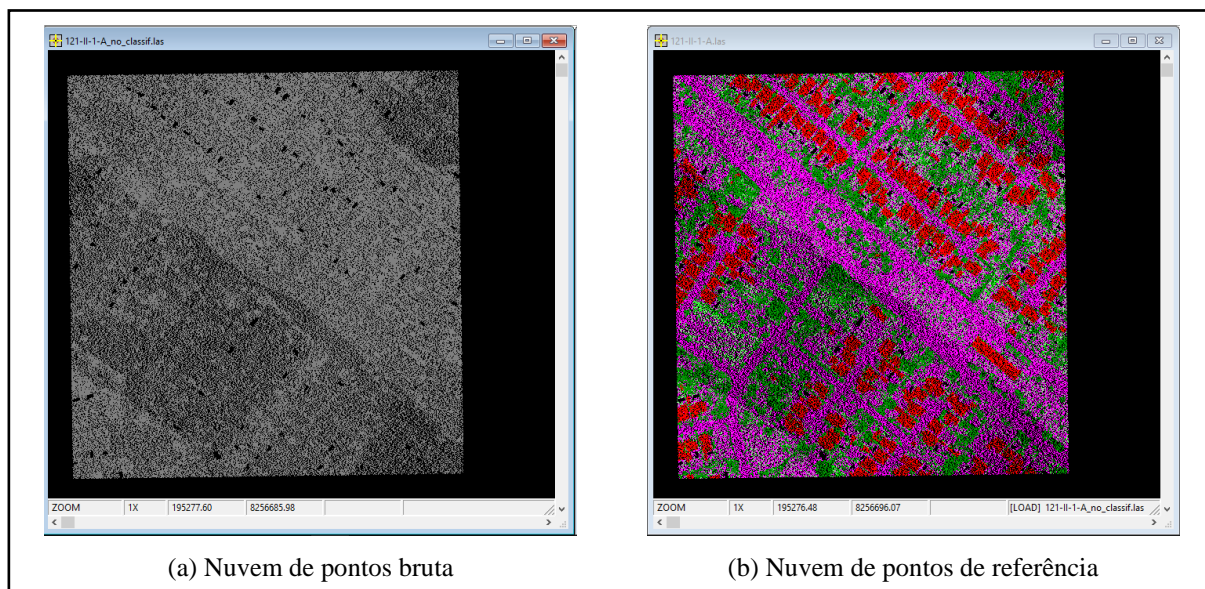
Figura 2 - Visualização da área de interesse



Fonte: Google Earth (2018)

Por consequente, os dados concernentes ao SVLA:

Figura 3 - Nuvens de pontos



3.2 Métodos

A metodologia proposta consiste em 3 (três) principais etapas: 1) classificação da nuvem de pontos em dois subconjuntos: pontos de terreno; e pontos pertencentes aos objetos elevados; 2) geração de MDIRs com somente pontos de terreno; e 3) detecção de rodovias em MDIRs. Na Figura 4 é exposta a metodologia.

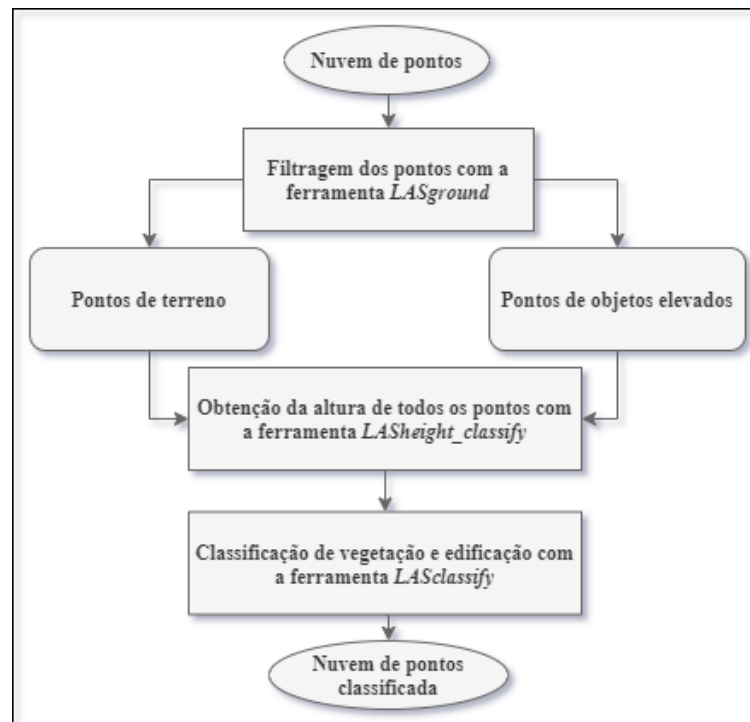
Figura 4 - Metodologia para a detecção de rodovias



3.2.1 Filtragem e classificação da nuvem de pontos

Para realizar a filtragem e posteriormente a classificação, são tratados somente os dados geométricos do SVLA. Com o intuito de separar a nuvem de pontos em dois subconjuntos (pontos de terrenos e pertencentes a objetos elevados), utiliza-se o aplicativo *LASground*, provindo do pacote computacional *LAStools*, do desenvolvedor Rapidlasso. Essa ferramenta foi projetada especificamente para o tratamento de nuvem de pontos, sendo capaz de operar eficientemente classificando os pontos em duas classes, (2) para pontos pertencentes ao terreno e (1) para objetos elevados, uma vez que se deve conhecer o ambiente em que se está sendo trabalhado, que neste problema, trata-se de uma área urbana. Inicialmente, deve-se verificar, sobretudo, os ruídos presentes na nuvem de pontos, no qual é conveniente utilizar a ferramenta *LASnoise*, atenuando estes ruídos com a especificação de uma área de busca, baseada na janela volumétrica móvel. Apresenta-se na Figura 5 a metodologia para a separação da nuvem de pontos em dois subconjuntos e a classificação desses pontos.

Figura 5 – Filtragem e classificação com a biblioteca *LAStools*



No tratamento de filtragem utilizando a ferramenta *LASground*, deve-se definir o parâmetro para a execução do algoritmo, isto é, parâmetro baseado nos seguintes tipos de regiões: *wilderness*, *nature*, *town*, *city* e *metro*, que são referentes à floresta ou colinas, vilas ou cidade pequenas, cidade grandes e metrópoles, respectivamente (YANO, 2015).

Separados os pontos como pertencentes ou não ao terreno, deve-se obter a altura dos pontos acima da superfície por meio da ferramenta *LASheight_classify*. De acordo com Filho et al. (2020), a partir de uma estrutura TIN, pode-se determinar as alturas dos pontos de classe (2) associados ao TIN/terreno, ou seja, calcular a elevação (na projeção Universal Transversa de Mercator – UTM) de cada ponto em relação a esta estrutura. Essas etapas podem ser denominadas como a classificação intermediária, visto que a próxima etapa, com a ferramenta *LASclassify*, classifica os pontos da cena entre 6 classes (Tabela 2).

Tabela 2 - Classes dos arquivos formato “.las”

Tipo de Classificação	Solo	Vegetação Baixa	Vegetação Média	Vegetação Alta	Edificação
Classe	2	3	4	5	6

Para a classificação, a ferramenta *LASclassify* analisa os pontos com base na altura, planaridade, rugosidade e área de busca, cujos parâmetros possuem as seguintes nomenclaturas e descrições, respectivamente (FILHO et al., 2020):

- *Ground offset*: define a altura mínima em que um ponto pode pertencer à copa de vegetação ou edificação.
- *Building planarity*: define um limiar de planaridade de um telhado.
- *Forest ruggedness*: define medida de aspereza de uma superfície de vegetação.
- *Search área size*: define uma área de busca.

Após a classificação dos pontos nas respectivas classes, é necessário realizar o refinamento, onde foi adotada a estratégia de dividir a nuvem de pontos por classes e, posteriormente, também por altura. A união dos arquivos compete à ferramenta *LASmerge*.

3.2.1.1 Avaliação da classificação da nuvem de pontos

O controle de qualidade da classificação é realizado por meio da comparação com a nuvem de pontos de referência, onde realiza-se a conversão do arquivo *.las em *.txt, pela ferramenta *LAS2txt*, obtendo as coordenadas e a classificação de cada ponto. Com esses dados, é possível verificar a acurácia da classificação comparando com os valores de referência. No *software Excel*, utilizaram-se as seguintes funções:

$$f(x) = SEERRO(PROCV(A1; B:B; 1; 0); "FALSO") \quad (1)$$

$$f(x) = CONT.SE(C1:Cn; "FALSO") \quad (1.1)$$

Onde, a função “*PROCV*”, da Equação 1, busca os pares correspondentes de coordenadas com classificação na nuvem de pontos tratada e na de referência, que, em conjunto com a função “*SEERRO*”, retorna esses valores armazenando em uma nova coluna, classificando como “*FALSO*” os valores que divergem entre as nuvens. Consequentemente, a Equação 1.1 permite contar o número de células que atendem o critério “*FALSO*”. Portanto, pode-se verificar a acurácia da classificação em relação a quantidade total de pontos de referência para cada classe ou para a nuvem de pontos toda.

3.2.2 Geração dos MDIRs nos formatos TIN e de malha

Além da nuvem de pontos, um SVLA fornece em conjunto a resposta radiométrica do pulso LASER. Quando tratados, esses dados substituem a coordenada de elevação do ponto, gerando, portanto, Modelos Digitais de Intensidade Radiométrica (MDIRs), cuja estrutura pode ser a TIN ou de malha regular. Para o contexto das rodovias, necessita-se, inicialmente, uma classificação adequada dos pontos de terreno, de modo a gerar um MDIR somente com esses pontos para a extração automática das vias: a detecção. Neste procedimento, os modelos de intensidade são gerados a partir dos pontos classificados como terreno e com todos os pontos

da nuvem, nas resoluções de 0,3 m e 0,5 m, de modo a analisar a melhor resolução compatível com a densidade da nuvem de pontos na imagem de intensidade gerada, mediante as ferramentas *LASgrid* e *LAS2dem*, para malha regular (valores mais baixos da grade) e formato TIN, respectivamente. Seguidamente, serão analisadas e apresentadas as diferenças das estruturas digitais nas resoluções propostas, realizado por meio da Calculadora Raster no *QGIS* com operação aritmética de subtração de bandas.

3.2.3 Detecção de rodovias em MDIRs

Um MDIR gerado na estrutura TIN ou de malha regular apresenta variabilidade nos valores de intensidade para os diferentes alvos da cena, como para as rodovias, onde destaca-se que o asfalto material reflete cerca de 17% da radiação LASER incidente (WEHR e LOHR, 1999), diferente de outros objetos/alvos na área urbana, como telhados ou vegetação que possuem maior capacidade de reflexão na região espectral do IVP. Com alta capacidade de absorção da radiação no contexto das vias, o MDIR terá faixas alongadas e escuras na imagem, o que pode ser analisado em um histograma de frequência do MDIR. Habitualmente, esse histograma terá um pico à esquerda, correspondendo aos pixels referentes às vias.

Portanto, para a detecção das rodovias, basta fixar *a priori* um limiar como sendo a intensidade radiométrica (I), geralmente à direita da base do pico, eliminando os pixels cujos valores de intensidade são mais altos, demonstrado na Equação 2.

$$L(x, y) = \begin{cases} P(x, y) \text{ é ponto de rodovia se } I(x, y) \leq T \\ P(x, y) \text{ não é ponto de rodovia se } I(x, y) > T \end{cases} \quad (2)$$

Onde, $L(x, y)$ é um MDIR limiarizado na posição plana e T é um limiar a ser fixado previamente.

3.2.3.1 Limiarização

De acordo com Pedrini e Schwartz (2008), a limiarização é uma das técnicas mais simples de segmentação, consistindo em classificar os pixels de uma imagem de acordo com a determinação de um ou mais limiares. Nos MDIRs, ressalta-se que o histograma poderá apresentar duas classes de objetos, uma com concentração de tons de cinza mais escuros e outro com tons de cinza mais claros, havendo duas alternativas à limiarização: automática ou manual.

Uma breve e atraente alternativa para a automação é o *Método de Otsu*, na qual a ideia básica, segundo Gonzalez e Woods (2010) é “que as classes com limiares bem estabelecidos devem ser distintas em relação aos valores de intensidade de seus pixels e, inversamente, que um limiar que oferece a melhor separação entre as classes em termos de valores de intensidade seria o melhor limiar (limiar ótimo).”.

Embora haja métodos automáticos que facilitem o processo, também é possível realizar o procedimento manualmente, por meio da análise visual do histograma por tentativa e erro, de modo que as classes sejam separadas (GALO, 2020), conforme destacado na Equação 2.

3.2.3.2 Pós-processamento dos MDIRs limiarizados

Com o propósito de melhorar o tratamento das rodovias detectadas nos MDIRs, torna-se válida a estratégia de realizar operações aritméticas de soma de bandas com o MDIR com pontos de terreno e o MDIR com pontos de objetos elevados, ambos limiarizados. Para os MDIRs com pontos de objetos elevados foram alterados os valores de intensidade dos pontos que não comprometiam as vias, com a intenção de preencher os buracos presentes no MDIR com pontos de terreno. Os algoritmos de morfologia matemática também são aplicados a fim de melhorar a visualização dos MDIRs e na tentativa de preencher buracos ainda existentes, bem como o tratamento de ruídos espúrios, como o filtro da mediana.

3.2.4 Métodos de análise

O resultado será analisado visual e numericamente, verificando qual a estrutura de dados e qual resolução é a mais adequada. A análise visual consiste em verificar o eixo rodoviário extraído pelo método de Hamilton-Jacobi Skeletons (HJS) (SIDDIQUI et al., 2002; HE et al., 2020), também denominado como *skeleton*. Já a análise numérica ficará à cargo dos parâmetros de acurácia, precisão e revocação da classificação dos pixels detectados como via, a partir da biblioteca *Scikit Learn*, implementada em Python no *Google Colab*, tendo como base o *skeleton* gerado. Serão utilizados como referência os arquivos *shapefile* correspondentes a extensão da região tratada, bem como os vetores da linha central das vias (*buffer* de 10 m), possibilitando a geração de uma máscara final para os cálculos estatísticos. Os parâmetros serão calculados com base na matriz de confusão, cujas frequências da classificação, são:

		Previsto	
		Não via	Via
Referência	Não via	TN	FP
	Via	FN	TP

(3)

Onde:

- Verdadeiro positivo (TP): ocorre quando os pixels de vias são previstos corretamente;
- Falso positivo (FP): ocorre quando os pixels de vias são previstos incorretamente;
- Verdadeiro negativo (TN): ocorre quando os pixels que não pertencem às vias são previstos corretamente;
- Falso negativo (FN): ocorre quando os pixels que não pertencem às vias são previstos incorretamente.

4 RESULTADOS

Esta seção traz os resultados do desenvolvimento e é composta por quatro subseções, a classificação e avaliação da nuvem de pontos, a geração dos MDIRs, a detecção de rodovias nos MDIRs, e as análises.

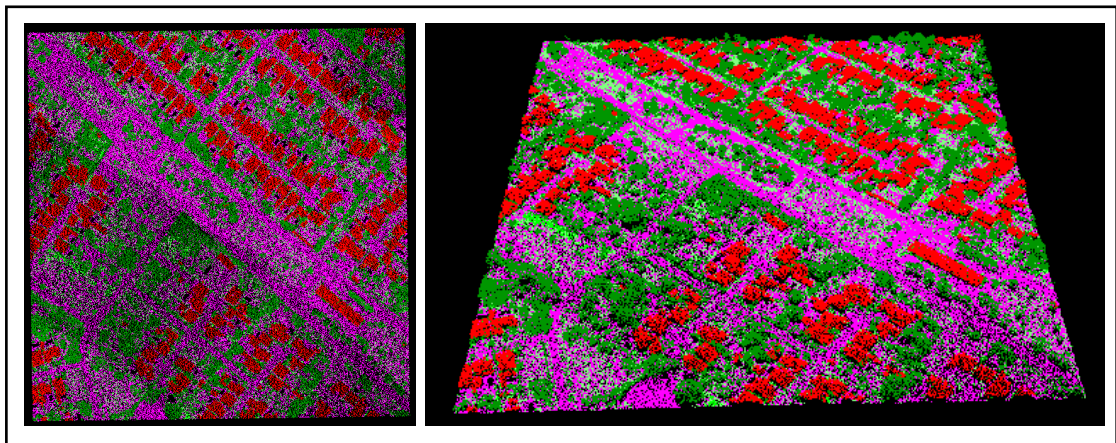
4.1 Classificação e avaliação da nuvem de pontos

Apresenta-se, a seguir, a nuvem de pontos classificadas (2.193.656 pts.), visualizada no espaço bidimensional e tridimensional e, os parâmetros utilizados.

Para a ferramenta *LASnoise*, atenuando os ruídos, a janela volumétrica móvel se baseou em uma área de busca de 2,5 m. Já para a ferramenta *LASground*, utilizou-se o parâmetro *city*, que se associa à grandes regiões urbanas e, para os parâmetros de classificação exigidos pela *LASclassify*, aplicaram-se os seguintes valores:

Ground offset: 2 m; **Building planarity:** 0,1 m; **Forest ruggedness:** 0,4 m; **Search área size:** 1 m.

Figura 6 - Nuvem de pontos classificada



Quando comparada a Figura 6 com a Figura 3 (b), analisa-se, visualmente, grande semelhança na classificação. Entretanto, avaliou-se a classificação da nuvem de pontos, onde separaram-se as classes e, averiguou-se a classificação dos pontos com os valores de referência, explicitado nas Tabelas 3 e 4:

Tabela 3 - Pontos de referência para cada classe

Solo (pts.)	Vegetação Baixa (pts.)	Vegetação Média (pts.)	Vegetação Alta (pts.)	Edificação (pts.)
881.147	279.849	49.126	657.247	331.043

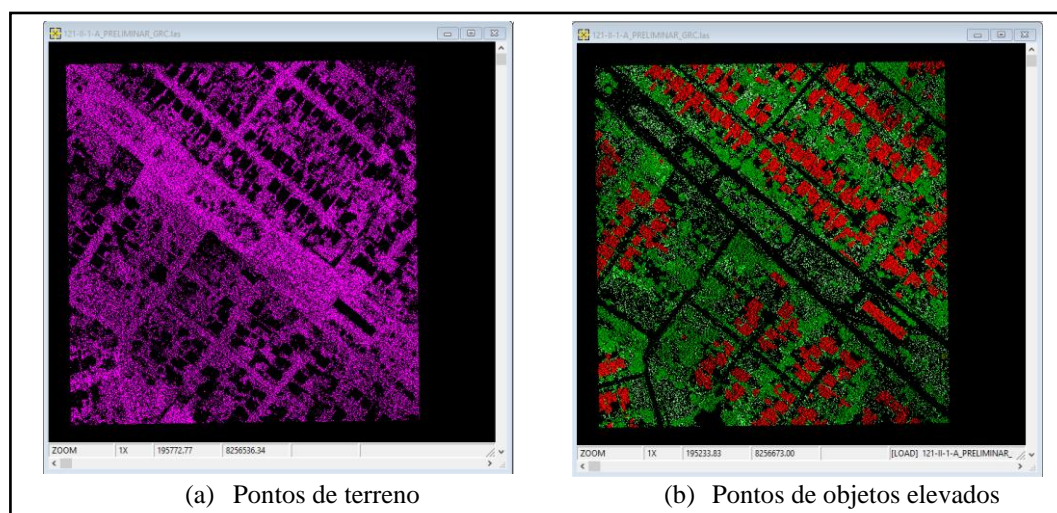
Por conseguinte, a Tabela 4 apresenta a acurácia obtida na classificação de cada classe através dos pontos classificados corretamente.

Tabela 4 – Acurácia da classificação

	Solo (pts.)	Vegetação Baixa (pts.)	Vegetação Média (pts.)	Vegetação Alta (pts.)	Edificação (pts.)
Classificação correta	645.265	55.687	33.704	555.708	294.743
Acurácia	73,23%	19,90%	68,60 %	84,55%	89,03%

Verifica-se, a partir da Tabela 4, maior acurácia na classificação de pontos de edificação e menor acurácia em pontos de vegetação rasteira, o que diz respeito a complexa distinção com pontos de solo, considerando que a classificação necessitou da divisão por altura e por intensidade. Calculada a acurácia por classe, pode-se obter a acurácia média, sendo de 67,06%. Consequentemente, a Figura 7 expõe a nuvem de pontos classificada em dois subconjuntos.

Figura 7 - Nuvem de pontos classificada em dois subconjuntos



4.2 MDIRs nos formatos TIN e de malha regular

Decomposta a nuvem de pontos em dois subconjuntos, geraram-se os MDIRs para pontos de terreno e para pontos de objetos elevados (valores de intensidade alterados). Apresentam-se nas Figuras 8 e 9 os MDIRs com aumento de contraste linear.

Figura 8 - MDIRs no formato TIN e de malha regular com pontos de terreno

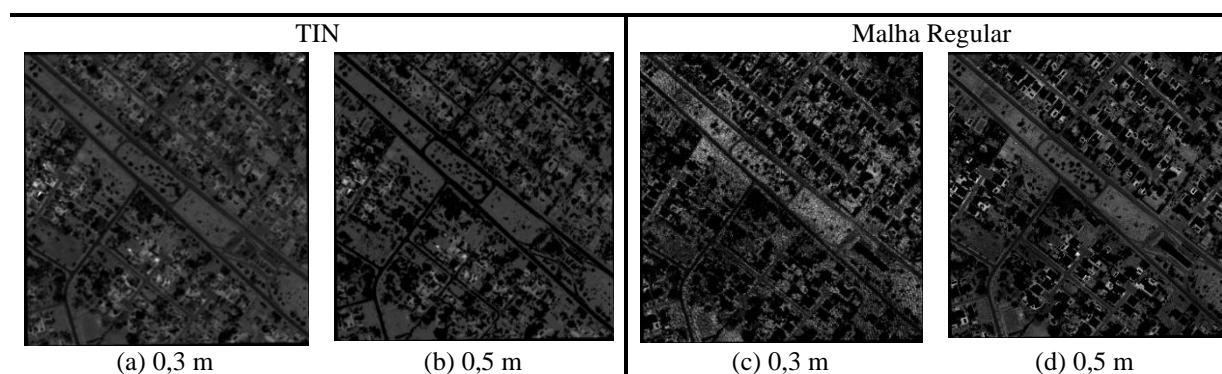
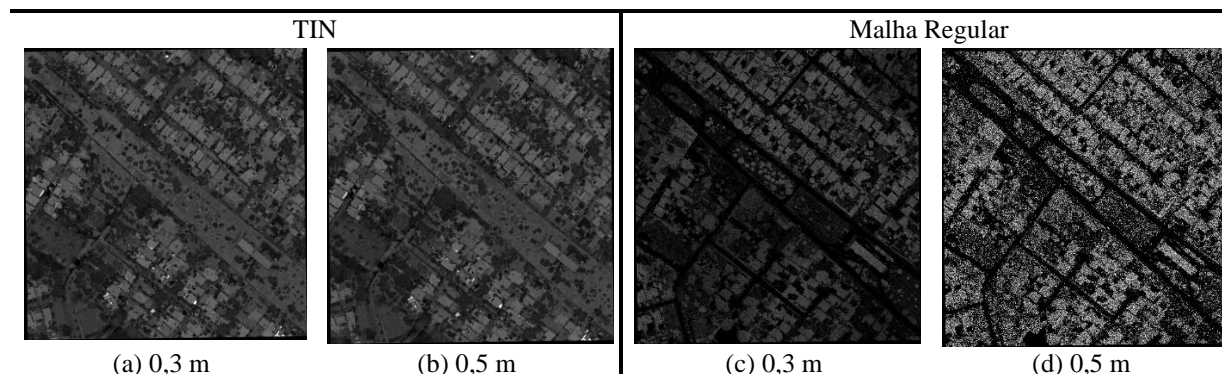


Figura 9 - MDIRs no formato TIN e de malha regular com pontos de objetos elevados



Com foco nas vias da cena e de modo a analisar a melhor compatibilidade das resoluções 0,3 m e 0,5 m dos MDIRs no formato TIN ou de malha regular com a densidade da nuvem de pontos, recortou-se uma área da cena de vias obstruídas por vegetação, onde sob o aspecto de diferença entre as estruturas, foi realizada a operação matemática de subtração de banda espectral (tons de cinza) entre os modelos obtidos. A análise é exposta nas Figuras 10 e 11, para as resoluções de 0,3 m e 0,5 m, respectivamente.

Figura 10 - Análise dos MDIRs na resolução de 0,3 m com pontos de terreno

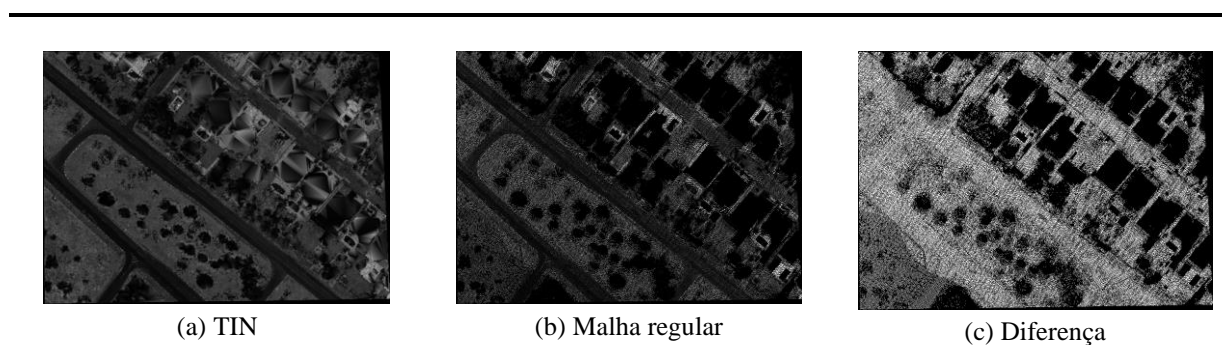
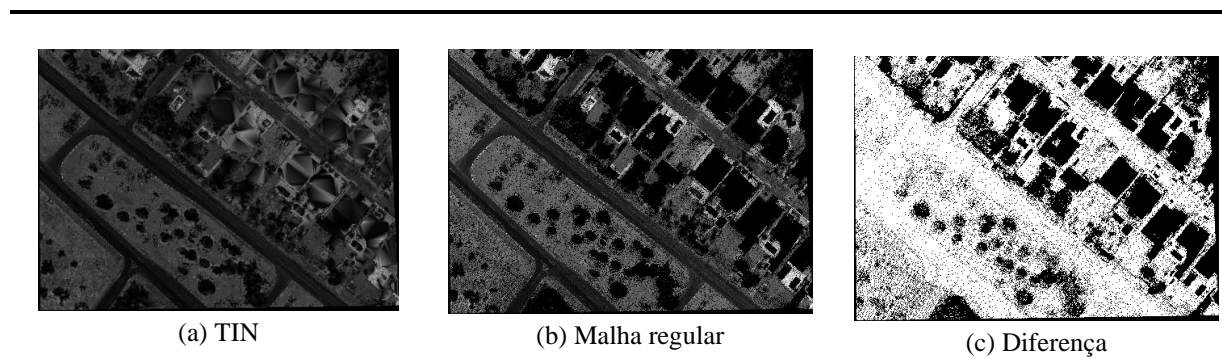


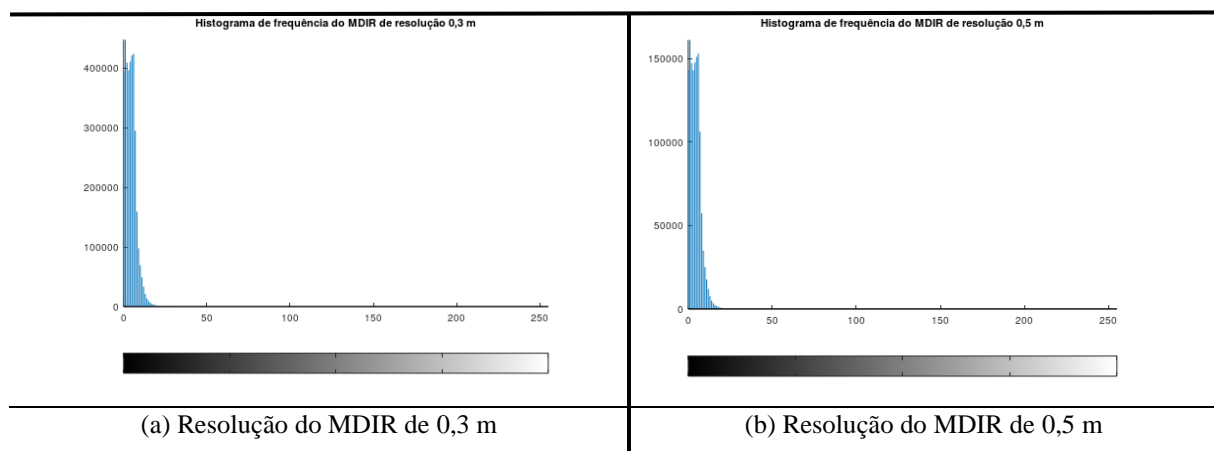
Figura 11 - Análise dos MDIRs na resolução de 0,5 m com pontos de terreno



4.3 Limiarização dos MDIRs

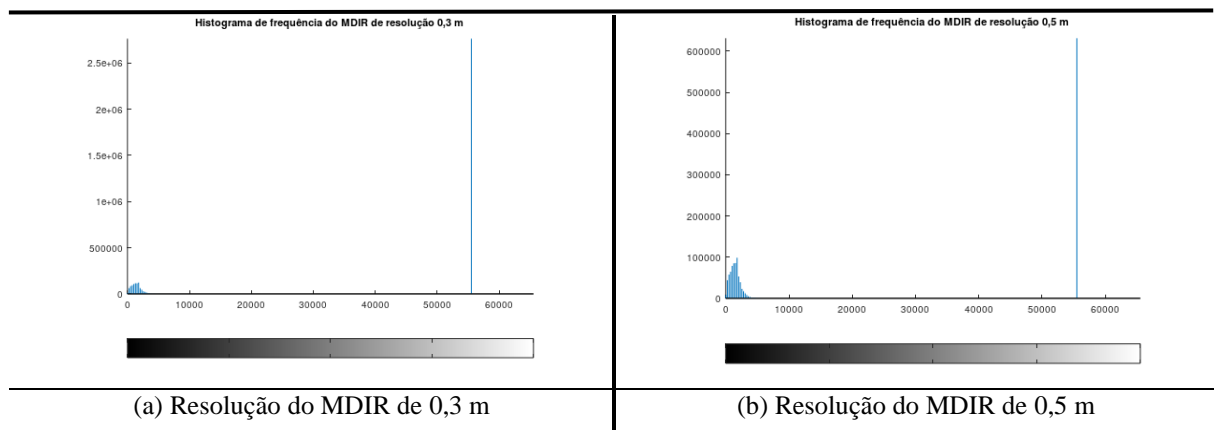
A primeira etapa do método de detecção consiste em analisar visualmente o histograma de frequência dos respectivos MDIRs (Figura 8), no qual a detecção das vias depende fundamentalmente da escolha do limiar do histograma. Com objetivo nas rodovias da cena, analisaram-se os histogramas para os MDIRs com pontos de terreno, processados no *GNU Octave*:

Figura 12 – Histograma de frequência do MDIR no formato TIN



Para a estrutura de malha regular:

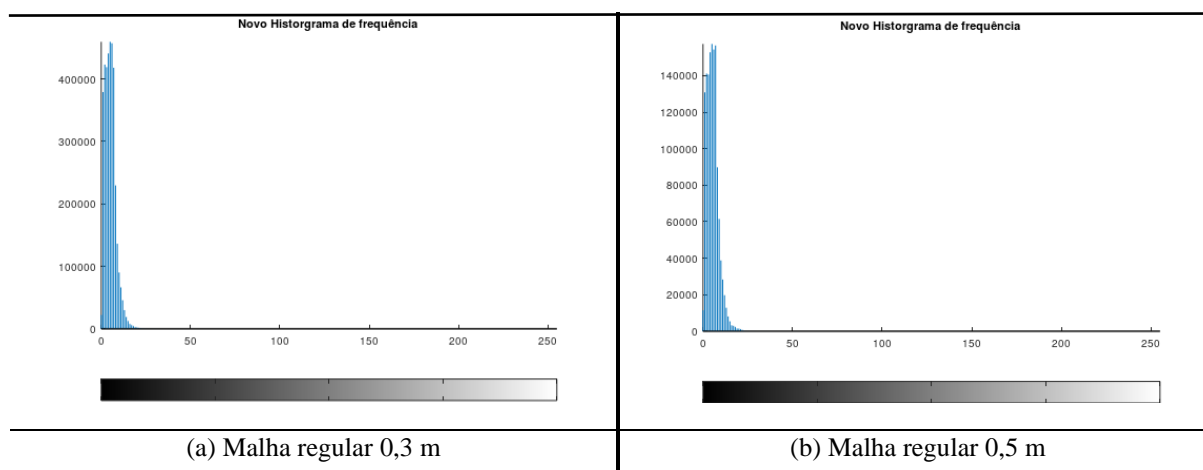
Figura 13 - Histograma de frequência do MDIR no formato de malha regular



De acordo com as Figuras 12 e 13, verifica-se grande diferença no histograma do MDIR referente à estrutura TIN para o de malha. Tal motivo é diagnosticado pelo fato de que o MDIR no formato de malha regular apresentou diversos pixels de *Nodata Value* (sem informação), que foi solucionado com a ferramenta do QGIS, *Fill Nodata*. Também foi observado que a ferramenta *LAS2dem* gera MDIR de resolução radiométrica de 8 bits, enquanto a *LASgrid* com

resolução radiométrica de 16 bits, havendo a necessidade de converter para 8 bits. Logo, verifica-se na Figura 14 o histograma do MDIR com o preenchimento de valores sem dados e na resolução de 8 bits.

Figura 14 – Novo histograma de frequência para MDIR de malha regular



Conforme destacado na subseção 3.2.3.1, a determinação dos limiares pode ser mediante métodos automático ou manuais. Por meio de tentativa e erro foram determinados os limiares manuais, de modo a comparar com o Método de Otsu. Os MDIRs correspondentes às classes de objetos elevados também foram limiarizados, expostos na Tabela 5.

Tabela 5 – Valor dos limiares para os MDIRs

MDIR	Pontos de terreno		Pontos de objetos elevados	
	Limiar automático	Limiar manual	Limiar automático	Limiar manual
TIN 0,5 m	4	5	9	8
TIN 0,3 m	4	5	10	9
GRID 0,5 m	5	5	9	8
GRID 0,3 m	5	6	10	9

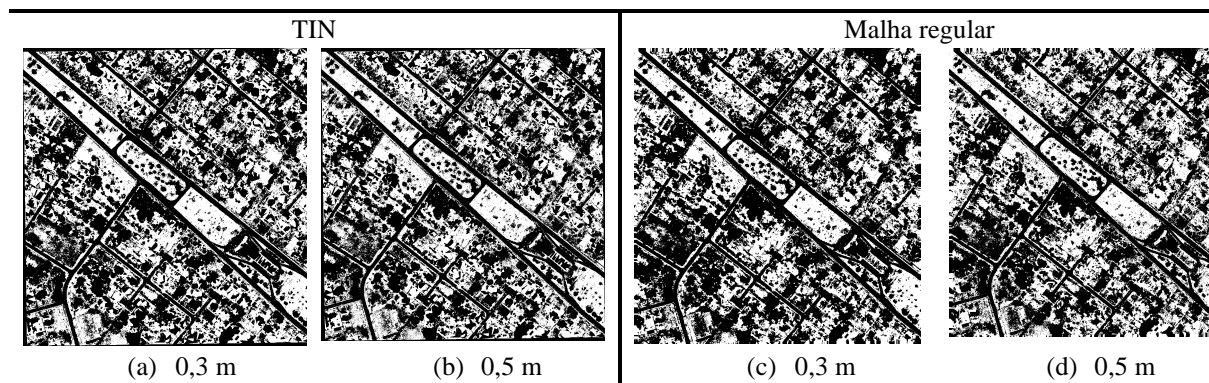
Onde, GRID se refere à estrutura de malha regular.

A determinação empírica dos limiares trouxe resultados mais satisfatórios do que com o Método de Otsu, uma vez que limiares de valores mais baixos comprometeram as vias onde haviam pixels com valores de intensidade mais altos, entretanto, com pouca diferença.

4.3.1 Detecção de rodovias

A próxima etapa consiste na visualização das imagens binárias geradas. Inicialmente, apresentam-se os MDIR limiarizados apenas com os pontos de terreno, onde a imagem é afetada por muitos buracos, tanto para o TIN quanto para a malha regular:

Figura 15 – MDIR limiarizados com pontos de terreno



Evidencia-se que embora as vias tenham sido detectadas, o que praticamente as compõem são buracos, geralmente associados às regiões de vegetação ou de edificação que foram retiradas. Perante essa dificuldade, adotou-se o critério de limiarizar os MDIRs de pontos de terreno e de objetos elevados e posteriormente somá-los (operação aritmética de soma de bandas), cujos limiares foram apresentados na Tabela 5. Os resultados obtidos são apresentados nas Figuras 16, 17, 18 e 19.

Figura 16 – Rodovias detectadas na estrutura TIN e resolução de 0,3 m

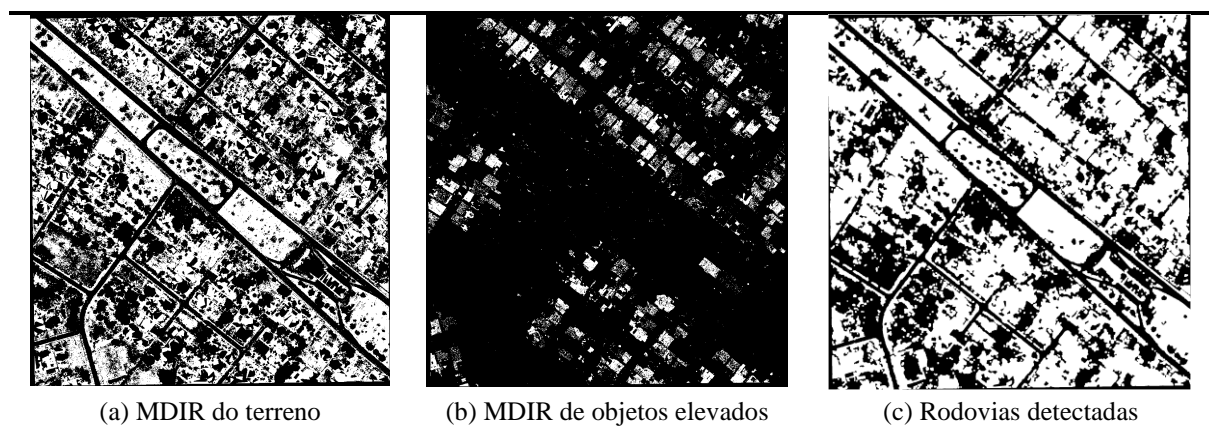


Figura 17 – Rodovias detectadas na estrutura TIN e resolução de 0,5 m

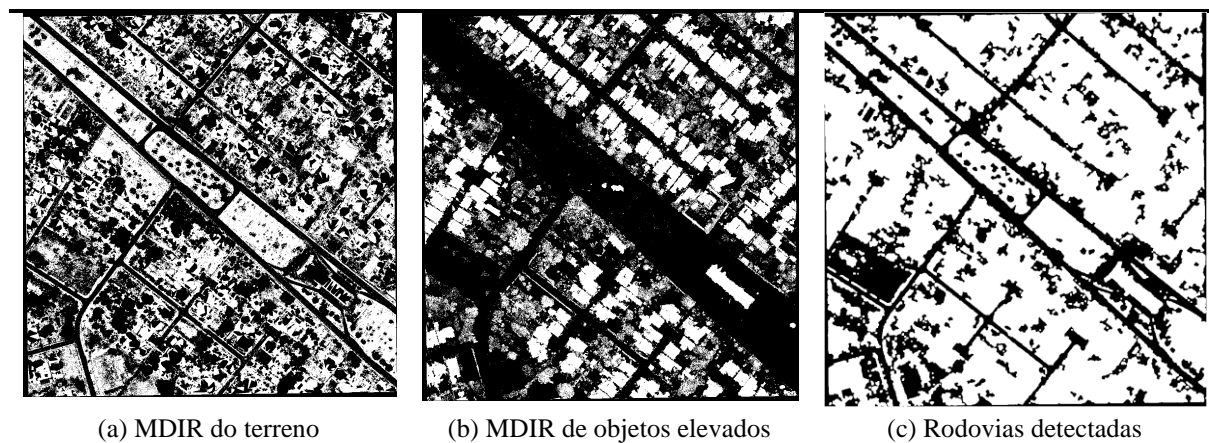


Figura 18 – Rodovias detectadas na estrutura de malha regular e resolução de 0,3 m

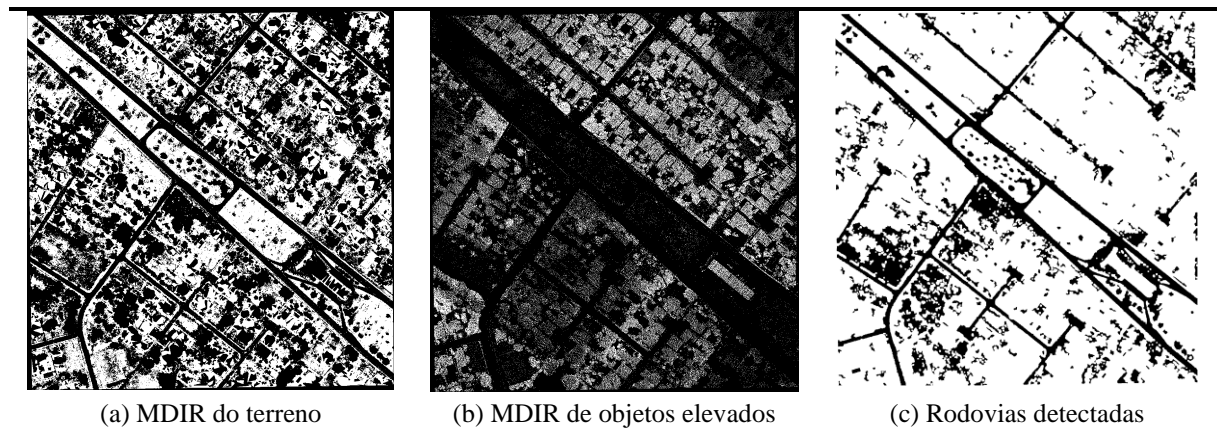
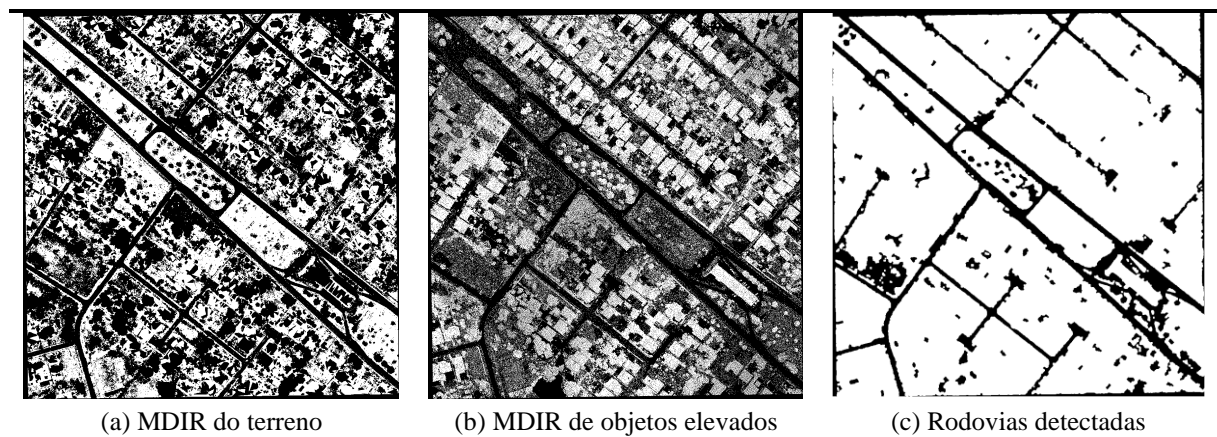


Figura 19 – Rodovias detectadas na estrutura de malha regular e resolução de 0,5 m



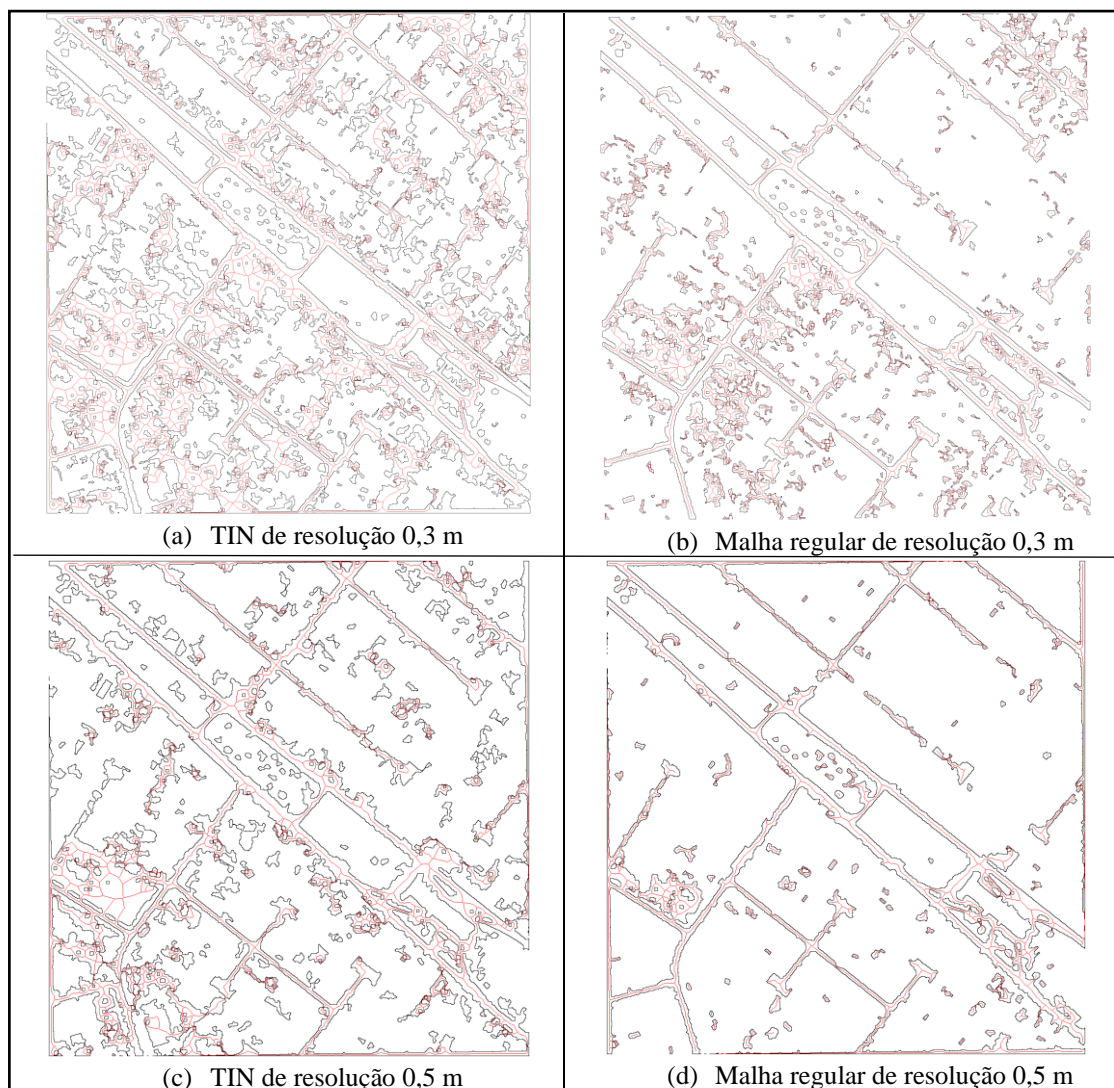
Apesar da operação aritmética de soma de bandas trazer melhor representação na detecção, necessitou-se aplicar algoritmos de pós-processamento, como a utilização de operadores morfológicos (erosão e dilatação e abertura e fechamento), os filtros *Despeckle* e *Mediana*, bem como a necessidade de uma nova segmentação com o método de *Graph Cuth*, todos com o objetivo de eliminação de ruídos e preenchimento de buracos presentes.

Na resolução de 0,3 m, foi necessário redimensionar o MDIR com pontos de objetos elevados acrescentando uma nova linha ou coluna de valores nulos na imagem para satisfazer a condição de compatibilidade durante a operação aritmética, isto é, as imagens devem ter a mesma dimensão.

4.4 Análise dos resultados

Apresentado na subseção 3.2.4, a análise é realizada mediante o método de HJS (SIDDQUI et al., 2002; HE et al., 2020), cujo *skeleton* se apresenta a seguir:

Figura 20 – Extração do eixo rodoviário pelo método HJS das rodovias detectadas



Ressalta-se, visualmente, a partir da Figura 20, que a estrutura de dados TIN classificou e extraiu erroneamente algumas regiões como vias, devido aos buracos presentes na imagem. A estrutura de malha regular, apesar de reduzir esses buracos, também apresentou vulnerabilidade, principalmente na resolução de 0,3 m. A partir do *skeleton* gerado, calcularam-se os parâmetros estatísticos referentes à classificação dos pixels detectados como vias, apresentados na Tabela 6 e, por consequente, a métrica final na Tabela 7.

Tabela 6 – Frequência da classificação para cálculo da métrica final

Estrutura	Verdadeiro Positivo	Verdadeiro Negativo	Falso Positivo	Falso negativo
GRID 0,5 m	3700	1005515	11372	310805
TIN 0,5 m	4809	1000815	16072	309696
GRID 0,3 m	10430	2789282	34351	862966
TIN 0,3 m	14284	2776960	46673	859112

Tabela 7 – Métrica da classificação

Estrutura	Classe	Precisão	Revocação	Acurácia
GRID 0,5 m	0	76%	99%	76%
	1	25%	1%	
TIN 0,5 m	0	76%	98%	76%
	1	23%	2%	
GRID 0,3 m	0	76%	99%	75%
	1	23%	1%	
TIN 0,3 m	0	76%	98%	75%
	1	23%	2%	

De acordo com a Tabela 7, há as classes que se referem à classificação das vias e como não vias, classes 1 e 0, respectivamente, tendo valores de referência para as vias em um *buffer* de 10 m. Embora a acurácia apresente porcentagem significativa, esse valor não é o mais adequado a analisar, pois globaliza toda a classificação, incorreta e correta. Por meio de uma análise mais segura, com base nos parâmetros de precisão e revocação, a resolução de 0,5 m em uma estrutura de malha regular apresentou maior porcentagem nos parâmetros estatísticos, com precisão de 25% para os pixels de vias e 76% para os pixels de não via classificados corretamente, entretanto, com pouca diferença das demais. Analisa-se, também, que a maior precisão se situou na classificação dos pixels como não vias (verdadeiro negativo), devido aos buracos nas imagens geradas que defasaram a métrica da classe 1.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste trabalho foi proposto um método para a detecção de rodovias em áreas urbanas, tendo como base os dados geométricos e radiométricos de SVLA. Inicialmente, de modo a separar os pontos pertencentes ao leito das rodovias dos pontos pertencentes aos objetos elevados, a aplicação do método de filtragem progressiva demonstrou bom desempenho, com acurácia na classificação de 67,1%, mesmo que se tenha ainda vulnerabilidade na classificação de vegetação rasteira, associado à uma complexa distinção com os pontos de solo.

Com a capacidade dos pulsos de SVLA penetrar áreas de vegetação com múltiplos retornos, atravessando coberturas de folhagem e atingindo o solo, obteve-se informação eficiente das vias para a geração dos MDIRs. Diante disto, os MDIRs nas estruturas TIN e de malha regular apresentaram resultados finais diferentes dos preliminares para a identificação de regiões de rodovias contextualizada por vegetação, onde *a priori*, a estrutura TIN era a que melhor se adequava para tanto (verificado por meio da operação aritmética de subtração de bandas entre ambas estruturas). Todavia, para o MDIR de malha regular com a utilização de algoritmos para o preenchimento de pixels *Nodata*, alcançou-se êxito para a identificação das

rodovias. Ao passo que a análise da identificação das vias obstruídas pela vegetação seria inviável com a tradicional utilização de imagens ópticas, ressaltou-se a potencialidade dos MDIRs no cenário urbano.

Devida a essa potencialidade dos MDIRs sob as regiões obstruídas por vegetação, a detecção das vias pelo método limiarização simples com somente pontos de terreno não foi suficiente, pois provocaram-se “buracos” referentes à vegetação ou edificação em determinadas regiões da cena, exigindo adotar a estratégia de soma aritmética de bandas com MDIRs de pontos pertencentes aos objetos elevados e, utilizar algoritmos de pós-processamento com base em morfologia matemática. Para tanto, na avaliação do método, evidenciou-se ainda certa deficiência, como a defasagem da métrica da classificação causada pelas áreas de vegetação ou edificação (buracos) classificadas incorretamente como vias, ressaltando que a estratégia adotada trouxe melhores resultados, mas não solucionou. Especificamente, o método aplicado para o MDIR de resolução de 0,3 m concluiu-se como inexecutável uma satisfatória detecção. Já para a resolução de 0,5 m com superiores resultados, validou-se como adequado, em virtude da compatibilidade com uma nuvem de pontos de densidade aproximada de 5 pts./m², assim como destacado pelos parâmetros estatísticos e a análise visual, a estrutura de malha regular com acurácia de 76% e precisão de 25% para os pixels detectados como vias.

Do exposto, os MDIRs gerados oriundos de dados SVLA e processados com o método de limiarização com pós-processamento explicitaram que é capaz a detecção das rodovias, tanto para as vias obstruídas por vegetação, a motivação principal do projeto, quanto para as demais vias, oportunamente enfatizando que com o resultado obtido por meio do algoritmo HJS, é cabível realizar uma posterior vetorização para o SIG com a alternativa de melhorias utilizando recortes da cena e algoritmos de simplificação de linhas para as vias. Portanto, cumprindo o objetivo do tratamento das rodovias mediante um método automático de extração, a detecção.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AXELSSON, P. **Processing of laser scanner data – algorithms and applications**. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote sensing, v. 54, p. 138-147, 1999.
- BAJCSY, R.; TAVAKOLI, M. **Computer recognition of roads from satellite picture**. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, v. 6, p. 76 – 84, 1976.
- DA SILVA, M. A. O.; DAL POZ, A. P. **Verificação Automática da Malha Viária Georreferenciada em Imagens Digitais**. Revista Brasileira de Cartografia, v. 58, n. 1, 11, 2005.

DAL POZ, A. P. **Sistema de Varredura a Laser Aerotransportado**. Apostila, Presidente Prudente - SP, 2013.

FAZAN, A. J. **Extração de edifícios no espaço-objeto baseada em snakes e programação dinâmica a partir de TIN/laser e imagem aérea de alta-resolução**. Tese de Doutorado, Programa de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas – FCT/UNESP – Campus de Presidente Prudente, 2011.

FILHO, A. G. G.; DAL POZ, A. P.; MARTINS, E. F. O. **Notas de aula de Sistema de Varredura a Laser Aerotransportado (SVLA)**. Unesp – Universidade Estadual Paulista, Campus de Presidente Prudente, Departamento de Cartografia, 2020.

GALLIS, R.B.A; DAL POZ, A. P.; BARBOSA, R. L; SILVA, J. F. C. **Extração semi-automática de rodovias em um par de imagens aéreas digitais utilizando geometria epipolar e programação dinâmica**. Unesp – Universidade Estadual Paulista, Campus de Presidente Prudente, Departamento de Cartografia, 2006.

GALO, M. **Notas de aula de Processamento Digital de Imagens**. Unesp – Universidade Estadual Paulista, Campus de Presidente Prudente, Departamento de Cartografia, 2020.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Processamento Digital de Imagens**. 3ª Edição. Tradução: Cristina Yamagami e Leonardo Piamonte. São Paulo: Pearson Education do Brasil, 2010.

HE, Y.; KANG, S. H.; ALVAREZ, L. **Finding the skeleton of 2D shape and contours: implementation of Hamilton-Jacobi Skeleton Review on Skeleton of 2D Shape Hamilton-Jacobi Skeleton Algorithm**. Image Processing on Line, 1–19, 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.5201/ipol>>. Acesso em: 13 de agosto de 2021.

PEDRINI, H.; SCHWARTZ, W. R. **Análise de Imagens Digitais – Princípios, Algoritmos e Aplicações**. São Paulo: Thomson, 2008.

SIDDIQUI, K.; BOUIX, S.; TANNEBAUM, A.; ZUCKER, S. W. **Hamilton-Jacobi Skeletons**. International Journal of Computer Vision, 48 (3), 215-231, 2002.

WEHR, A.; LOHR, U. **Airborne laserscanning-an introduction and overview**. ISPRS Journal of Photogrammetry and remote sensing. v. 54, n. 2-3, pp.68-82, 1999.

YANO, M. S. **Segmentação de telhados de edifícios em dados de varredura a LASER usando técnicas de processamento de imagem e o método RANSAC**. 75 f. Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências e Tecnologia, 2015.

6 APÊNDICE

Link para acesso ao repositório no *GitHub*, onde encontram-se o script e dados processados no trabalho. Disponível em: <<https://github.com/collegiog/RoadDetection.git>>.