

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

FACULDADE DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA

Programa de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas

MICHELLE SAYURI YANO

**SEGMENTAÇÃO DE TELHADOS DE EDIFÍCIOS EM DADOS DE
VARREDURA A LASER USANDO TÉCNICAS DE PROCESSAMENTO
DE IMAGEM E O MÉTODO RANSAC**



**PRESIDENTE PRUDENTE
2015**

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

FACULDADE DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA

Programa de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas

MICHELLE SAYURI YANO

**SEGMENTAÇÃO DE TELHADOS DE EDIFÍCIOS EM DADOS DE
VARREDURA A LASER USANDO TÉCNICAS DE PROCESSAMENTO
DE IMAGEM E O MÉTODO RANSAC**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” – Faculdade de Ciências e Tecnologia – Campus de Presidente Prudente, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Ciências Cartográficas.

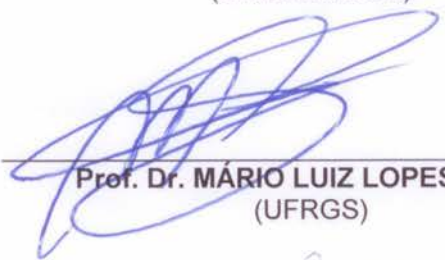
Orientador: Prof. Dr. Aluir Porfírio Dal Poz

Y26s	Yano, Michelle Sayuri. Segmentação de telhados de edifícios em dados de varredura a LASER usando técnicas de processamento de imagem e o método RANSAC / Michelle Sayuri Yano. - Presidente Prudente : [s.n], 2015 76 f. Orientador: Aluir Porfírio Dal Poz Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências e Tecnologia Inclui bibliografia 1. Detecção de edifícios. 2. Dados de varredura a LASER. 3. Filtragem e classificação. 4. Segmentação. I. Yano, Michelle Sayuri. II. Dal Poz, Aluir Porfírio. III. Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Ciências e Tecnologia. IV. Título.
------	---

BANCA EXAMINADORA



Prof. Dr. ALUIR PORFIRIO DAL POZ
(ORIENTADOR)



Prof. Dr. MÁRIO LUIZ LOPES REISS
(UFRGS)



Prof. Dr. MILTON HIROKAZU SHIMABUKURO
(UNESP/FCT)



MICHELLE SAYURI YANO

Presidente Prudente (SP), 25 de fevereiro de 2015.

Resultado: Aprovado

DEDICATÓRIA

*Ao meu grande amor, Fuyu.
Aos meus amados pais, Celso e Beth.
Ao meu querido irmão, Gabriel.*

AGRADECIMENTOS

Ao Prof. Dr. Aluir Porfírio Dal Poz, pela orientação, ensinamentos e pela confiança depositada em mim ao longo de todos esses anos.

Aos professores do Departamento de Cartografia e do PPGCC, que contribuíram para minha formação acadêmica.

Aos amigos do PPGCC, principalmente aqueles que estão comigo desde o primeiro ano da graduação: Nanny, Pri, Renato, Renan, Vini, Boni, Paulão.

Às empresas Sensormap e Engemap, por fornecerem gentilmente os dados utilizados neste trabalho.

À FCT/UNESP e ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas, por proporcionar todos os meios para o desenvolvimento deste trabalho.

À FAPESP e à CAPES, pelo financiamento prestado a essa pesquisa.

*“O que fizemos por nós mesmo morre conosco.
O que fizemos pelos outros e pelo mundo
permanece e é imortal. “*

Albert Pike

RESUMO

Este trabalho propõe um método para a segmentação dos planos de telhados de edifícios presentes em dados de varredura a LASER (*Light Amplification by Stimulated Emission of Radiance*), tendo por base técnicas de processamento de imagem e o método RANSAC (*RANdom SAmple Consensus*). Para evitar a busca exaustiva de segmentos de planos de telhados em toda a nuvem de pontos LASER, diminuir significativamente o esforço computacional e evitar a junção de segmentos de edifícios diferentes, mas coplanares, primeiramente é realizado um pré-processamento da nuvem de pontos a fim de separar os pontos pertencentes a cada edifício. Esse pré-processamento consiste em detectar os pontos pertencentes às regiões de edifícios e, em seguida, delimitar a região de cada edifício a partir dos contornos obtidos pela detecção, vetorização e poligonização das bordas desses edifícios. Uma vez separados os pontos de cada edifício, o método RANSAC é utilizado para identificar conjuntos de pontos coplanares pertencentes às faces de telhados. O principal diferencial deste trabalho está no desenvolvimento de um método para a determinação automática dos limiares utilizados no método RANSAC na etapa de análise da consistência entre os dados e o modelo hipotético obtido. A segmentação via RANSAC pode gerar resultados fragmentados, o que exige também um pós-processamento para a junção dos segmentos planares espacialmente próximos e paralelos. Neste trabalho isto é realizado através da determinação de limiares relacionados com o conceito de continuidade, envolvendo a análise de proximidade e orientação. Os resultados obtidos mostraram que a metodologia proposta funciona adequadamente na segmentação dos planos de telhados, sem a necessidade da especificação de parâmetros durante a etapa de análise de consistência do método RANSAC.

ABSTRACT

This research proposes a method for segmentation of buildings roof planes present in LASER scanning data, based on image processing techniques and the RANSAC (RANdom SAmple Consensus) method. To avoid the exhaustive search of planar roof face segments throughout the LASER point cloud, to decrease significantly the computational effort and avoid the merge of different building segments accidentally coplanar, firstly, a point cloud preprocessing is performed in order to separate and acquire the points belonging to each building. This preprocessing detects the points belonging to roof regions and then, delimits the region of each building from the contours acquired by detection, vectorization and polygonization of the building edges. Once acquired the building points, the RANSAC method is used to detect sets of coplanar points belonging to roofs faces. The principal differential of this research is the development of a method for automatic determination of the thresholds used in RANSAC method during the stage of consistency analysis between the data and the hypothetical model obtained. The RANSAC segmentation can produce fragmented results, which also requires a post-processing to merge the planar segments spatially close and parallel. In this research, the post-processing is performed by threshold determination related to the concept of continuity, which involves the proximity and orientation analysis. The results obtained showed that the proposed methodology works properly in roof planes segmentation, without the necessity of parameters specification during the stage of consistency analysis in RANSAC.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Princípio de funcionamento dos sistemas de VLA.	18
Figura 2 – Configuração da varredura em relação ao tipo de espelho.	21
Figura 3 – Imagem de intensidade gerada pelos dados radiométricos do sistema de VLA.	21
Figura 4 – Perfil gerado pela conexão de pontos LASER sequenciais numa região de vegetação.	27
Figura 5 – Exemplo de grade regular.	28
Figura 6 – Exemplo de rede triangular.	29
Figura 7 – Critério do circuncírculo.	30
Figura 8 – Exemplo de divisão recursiva.	34
Figura 9 – Fluxograma das principais etapas do método proposto.	44
Figura 10 – Exemplo de resultado da ferramenta <i>LASground</i>	46
Figura 11 – Exemplo de pontos classificados como edifício (preto) e pontos classificados como vegetação (verde).	48
Figura 12 – Exemplo de pontos pertencentes às regiões de telhado.	48
Figura 13 – Exemplo de bordas detectadas dos telhados.	49
Figura 14 – Exemplo de polígonos representando os contornos nos telhados.	49
Figura 15 – Exemplo de nuvens de pontos separadas de cada telhado.	50
Figura 16 – Exemplos de histogramas com valores de distâncias.	51
Figura 17 – Imagem aérea da região da Amostra 1.	56
Figura 18 – Resultado da segmentação da Amostra 1 utilizando o método proposto.	57
Figura 19 – Restituição dos contornos de referência.	58
Figura 20 – Imagem aérea da região da Amostra 2.	60
Figura 21 – Resultado da segmentação da Amostra 2 utilizando o método proposto.	61
Figura 22 – Imagem aérea da região da Amostra 3.	63
Figura 23 – Objetos no telhado não detectados pelo método proposto.	64
Figura 24 – Resultado da segmentação da Amostra 3 utilizando o método proposto.	65
Figura 25 – Imagem aérea da região da Amostra 4.	67
Figura 26 – Resultado da segmentação da Amostra 4 utilizando o método proposto.	68
Figura 27 – Exemplo de resultado fragmentado do Edifício 1.	70

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Dados utilizados na execução do trabalho.....	43
Tabela 2 – Recursos de software e hardware utilizados no trabalho.....	43
Tabela 3 – Parâmetros de completeza e correção da Amostra 1 calculados com referência nos contornos dos planos de telhados restituídos com cumeeira.	59
Tabela 4 – Parâmetros de completeza e correção da Amostra 1 calculados com referência nos contornos dos planos de telhados restituídos sem cumeeira.....	59
Tabela 5 – Parâmetros de completeza e correção da Amostra 2.	62
Tabela 6 – Parâmetros de completeza e correção da Amostra 3.	66
Tabela 7 – Parâmetros de completeza e correção da Amostra 4.	69

LISTA DE SIGLAS

GNSS	<i>Global Navigation Satellite System</i>
GSD	<i>Ground Sample Distance</i> – Tamanho do pixel no terreno
IFOV	<i>Instantaneous Field of View</i>
IMU	<i>Inertial Measurement Unit</i>
INS	<i>Inertial Navigation System</i>
LASER	<i>Light Amplification by Stimulated Emission of Radiance</i>
MDS	Modelo Digital de Superfície
MDSn	Modelo Digital de Superfície normalizado
MDT	Modelo Digital de Terreno
MMQ	Método dos Mínimos Quadrados
RANSAC	<i>Random Sample Consensus</i>
SIG	Sistema de Informação Geográfica
TIN	<i>Triangulated Irregular Network</i>
VLA	Varredura a LASER aerotransportado
WGS 84	<i>World Geodetic System of 84</i>

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	14
1.1. Considerações iniciais.....	14
1.2. Objetivos	16
1.2.1. Geral	16
1.2.2. Específicos.....	16
1.3. Estrutura do relatório	17
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	18
2.1. Sistema de varredura a LASER aerotransportado (VLA).....	18
2.1.1. Posição e orientação do feixe LASER.....	19
2.1.2. Dados disponibilizados pelo sistema de VLA.....	20
2.2. Filtragem e classificação de dados LASER.....	22
2.2.1. Filtragem.....	22
2.2.2. Classificação	25
2.3. Representação da nuvem de pontos LASER	28
2.4. Detecção de bordas	30
2.4.1. Definição de bordas	30
2.4.2. Propriedade dos detectores de bordas.....	30
2.5. Princípios de vetorização e poligonação.....	32
2.5.1. Vetorização de mapas de bordas	32
2.5.2. Poligonação de contornos.....	33
2.6. Paradigma RANSAC	35
2.6.1. Método RANSAC.....	35
2.6.2. Extensões do método RANSAC.....	39
2.7. Método dos Mínimos Quadrados.....	40
2.7.1. Regressão linear.....	41
3. MATERIAL E MÉTODO	43
3.1. Material	43
3.1.1. Dados	43
3.1.2. Recursos de Software e Hardware.....	43
3.2. Método	44
3.2.1. Pré-processamento da nuvem de pontos LASER	45

3.2.2.	Segmentação inicial dos planos de telhado a partir do método RANSAC.....	50
3.2.3.	Refinamento da segmentação	53
4.	RESULTADOS EXPERIMENTAIS.....	54
4.1.	Parâmetros e limiares utilizados	54
4.2.	Forma de análise dos resultados	55
4.3.	Resultados e análise	56
4.3.1.	Amostra 1	56
4.3.2.	Amostra 2	60
4.3.3.	Amostra 3	62
4.3.4.	Amostra 4	67
5.	CONSIDERAÇÕES FINAIS E RECOMENDAÇÕES	71
5.1.	Considerações finais	71
5.2.	Recomendações.....	72
REFERÊNCIAS.....		73

1. INTRODUÇÃO

1.1. Considerações iniciais

Com os avanços tecnológicos da Fotogrametria, a comunidade científica vem demonstrando grande interesse nas áreas de extração e reconstrução tridimensional de edifícios a partir de dados remotos, uma vez que a atualização dessas informações é importante para diversas aplicações de SIG (Sistemas de Informações Geográficas) como o planejamento urbano e a gestão de desastres (AWRANGJEB *et al.*, 2013).

Até meados da década de 1990, os dados disponíveis para a extração e reconstrução de edifícios eram as imagens aéreas de alta resolução. No entanto, no final dessa mesma década, novas fontes de dados passaram a ser utilizadas, destacando-se os dados de varredura a LASER (*Light Amplification by Stimulated Emission of Radiance*). Essa nova fonte de dados se revelou mais eficaz em alguns aspectos, se comparado com as imagens aéreas. Quando se trata da obtenção de planos de telhados e sua orientação, os dados LASER apresentam melhores resultados, uma vez que as informações altimétricas são melhores nesse tipo de dado, enquanto que em imagens os planos de telhados são radiometricamente homogêneos, o que dificulta a obtenção de informação posicional densa ao longo deles com o uso de técnicas fotogramétricas.

A reconstrução, ou modelagem, tridimensional de edifícios a partir de dados LASER pode ser realizada a partir de duas abordagens, denominadas *model-driven* e *data-driven* (TARSHA-KURDI *et al.*, 2008). O *model-driven* baseia-se na procura do modelo mais adequado entre modelos primitivos de edifícios existentes em uma biblioteca de modelos. Os métodos baseados nessa abordagem consideram que uma primitiva de edifício pode ser descrita por um conjunto de parâmetros, o que implica no cálculo dos valores desses parâmetros para a construção tridimensional do modelo. Já o *data-driven* busca modelar cada parte da nuvem de pontos do edifício a fim de obter o melhor modelo poliédrico, fornecendo assim modelos mais universais. Nos métodos baseados nessa abordagem, a detecção dos planos dos telhados é uma operação crucial (TARSHA-KURDI *et al.*, 2008).

Diversos métodos são propostos para a realização da detecção de planos de telhados, como por exemplo, crescimento de regiões, Transformada de Hough 3D e RANSAC. Tarsha-Kurdi *et al.* (2007) apresentam um estudo e comparações entre os métodos de Transformada de Hough 3D e RANSAC, uma vez que o método de crescimento de regiões algumas vezes

não é aplicado homogeneamente. Em termos de tempo de processamento e sensibilidade em relação às características da nuvem de pontos LASER, o estudo de Tarsha-Kurdi *et al.* (2007) mostrou que apesar da limitação encontrada em ambos os métodos, o algoritmo RANSAC é ainda mais eficiente que o outro.

O método RANSAC é conceitualmente simples, robusto e bastante flexível (SCHNABEL *et al.*, 2007). Baseia-se em modelos hipotéticos previamente fornecidos para detectar os objetos correspondentes, tais como: planos, esferas, cilindros e cones. A ideia fundamental desse método é baseada no sistema de hipótese e verificação (ZHENG *et al.*, 2012). Ele seleciona randomicamente uma quantidade mínima de dados para a realização do modelo hipotético (modelo matemático). Estende esse conjunto inicial de dados com base em uma análise de consistência e, se houver uma quantidade suficiente de dados consistentes, é aplicado algum método convencional de estimação, como por exemplo o MMQ, para estimar os parâmetros do modelo hipotético aperfeiçoado. Diversos autores tem apresentado o paradigma RANSAC como base para a detecção dos planos de telhados. Constantino e Angelini (2011) propõem um método automático para a extração de feições presentes em dados LASER. Primeiro os pontos de terreno são separados dos pontos de objetos altos através dos processos de filtragem e classificação, após isso, aplica-se o método RANSAC para detectar e extrair os planos de telhados de edifícios. No trabalho de Chen *et al.* (2012) é proposta a segmentação de telhados de edifícios em dados LASER a partir da separação dos pontos de terreno e não terreno através de filtros morfológicos, aplicação do método de crescimento de regiões para separar os pontos de edifícios dos pontos de vegetação, e por fim, uso de um método RANSAC adaptado para aumentar a probabilidade de selecionar amostras de pontos de telhado que não foram detectadas anteriormente. Yan *et al.* (2012) apresentam um estudo da qualidade do algoritmo RANSAC para a segmentação dos planos de telhados em dado LASER. Os resultados desse estudo mostraram que os problemas do RANSAC básico podem ser melhorados, no entanto, ainda há muitas questões que precisam de um estudo aprofundado. Tsai e Chang (2014) propõem um método para a reconstrução de modelos 3D de edifícios utilizando o método RANSAC durante o processo de geração dos planos.

Nesse contexto, o principal foco deste trabalho é a detecção de segmentos de plano representando faces de telhado, tendo por base o método RANSAC. Para evitar a busca exaustiva pelos segmentos de planos de telhado em toda nuvem de pontos LASER, é proposto um pré-processamento da nuvem de pontos LASER para separar os pontos de cada edifício.

Esse procedimento possibilita a análise separada de cada edifício, trazendo potencialmente os seguintes benefícios: diminui significativamente o esforço computacional e evita a junção de segmentos de edifícios diferentes, mas coplanares. Uma vez separados os pontos de cada edifício, o método RANSAC é utilizado para identificar conjuntos de pontos coplanares pertencentes às faces de telhados. O principal diferencial deste trabalho está no desenvolvimento de um método para a determinação automática dos limiares utilizados no método RANSAC na etapa de análise da consistência entre os dados e o modelo hipotético obtido. Segundo Yan *et al.* (2012), a segmentação planar via RANSAC pode gerar os seguintes tipos de segmentos planares: planos não segmentados (planos que fazem parte de uma superfície plana, mas não são segmentados), superfícies super segmentadas (quando um plano é segmentado em dois ou mais planos), superfícies subsegmentadas (quando dois planos são classificados como sendo apenas um) e os planos espúrios. Neste trabalho é proposto um pós-processamento para a junção dos planos super segmentados, através da determinação de limiares relacionados com o conceito de continuidade, envolvendo a análise de proximidade e orientação.

1.2. Objetivos

1.2.1. Geral

Esse trabalho tem como objetivo principal desenvolver um método para a segmentação dos planos de telhados de edifícios presentes em dados de varredura a LASER, tendo por base técnicas de processamento de imagem e o método RANSAC.

1.2.2. Específicos

- 1) Utilizar e avaliar métodos disponíveis em aplicativos para a filtragem e classificação de dados de varredura a LASER;
- 2) Desenvolver, implementar e avaliar um método para a segmentação de pontos coplanares em regiões de edifício, tendo por base o procedimento RANSAC;
- 3) Desenvolver, implementar e avaliar procedimentos para a determinação automática dos limiares utilizados no RANSAC durante a etapa de análise da consistência entre os dados e o modelo hipotético obtido; e

- 4) Desenvolver, implementar e avaliar um método para a complementação da segmentação.

1.3. Estrutura do relatório

Este relatório está dividido em cinco capítulos principais. No Capítulo 2 são abordados os conceitos teóricos necessários para o desenvolvimento do método proposto. O Capítulo 3 apresenta o material utilizado e a metodologia proposta. O Capítulo 4 traz os resultados experimentais. E, por fim, as principais considerações finais e recomendações para trabalhos futuros são apresentadas no Capítulo 5.

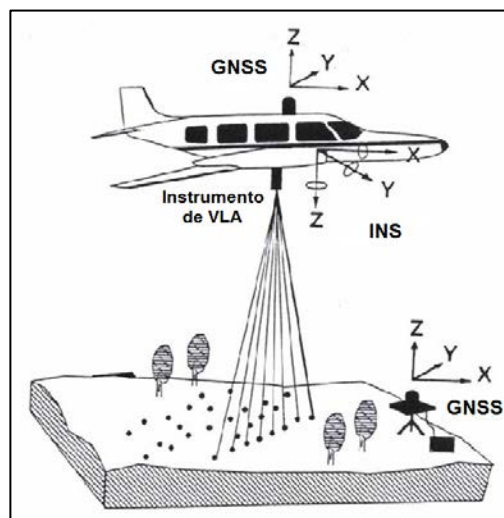
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1. Sistema de varredura a LASER aerotransportado (VLA)

Com o avanço da tecnologia, os métodos de levantamento tridimensional de pontos no terreno estão se aprimorando. Devido à grande necessidade de aquisição rápida e eficaz de dados de elevação, o uso da tecnologia de VLA (varredura a LASER aerotransportado) tem se tornado foco de pesquisas, uma vez que esses sistemas permitem coletar, em um curto intervalo de tempo, uma alta densidade de pontos 3D com precisão e acurácia equivalentes às técnicas tradicionais de levantamento *in situ* e Fotogrametria. Isso atribui aos dados de VLA uma variedade de aplicações como, reconstrução de superfície, extração de feições cartográficas, modelagens urbanas, mapeamento de zonas costeais, entre outros.

O sistema de VLA é um sistema de sensor ativo que integra basicamente três tecnologias (Figura 1): o INS (*Inertial Navigation System* – Sistema de Navegação Inercial), o GNSS (*Global Navigation Satellite System* – Sistema Global de Navegação por Satélite) e o instrumento de VLA (EL-SHEIMY *et al.*, 2005), que consiste de um sistema de controle, um transmissor e um receptor. À medida que a aeronave se move ao longo da linha de voo, o instrumento de VLA transmite pulsos LASER em direção ao solo (à superfície terrestre) usando um espelho de varredura perpendicular à trajetória. A energia emitida interage com a superfície e grande parte dela é retornada em direção à aeronave e registrada pelo receptor (JENSEN, 2009).

Figura 1 – Princípio de funcionamento dos sistemas de VLA.



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

Os sistemas de VLA usados para mapeamento topográfico operam na região do infravermelho próximo, que compreende o intervalo de comprimento de onda entre 1064 nm e 1540 nm.

A qualidade e a acurácia dos dados podem ser afetadas por alguns fatores, tais como a superfície do material, altura de voo, integração GPS/INS, ângulo de observação, tipo de sensor utilizado, entre outros.

Cada pulso LASER cobre uma área finita aproximadamente circular, determinada pelo IFOV (*Instantaneous Field of View* – campo de visada instantânea), que é a área da superfície irradiada pelo sensor ativo. Dentro desta área circular, o pulso pode gerar um retorno ou múltiplos retornos, caso o pulso LASER encontre um ou mais objetos (por exemplo, folhas e galhos de árvores ou extremidades de outras feições elevadas) antes de atingir a superfície do terreno. Em geral, o primeiro retorno apresenta a reflexão de objetos mais elevados e o último retorno apresenta a reflexão da superfície do terreno (JENSEN, 2009).

2.1.1. Posição e orientação do feixe LASER

No instante em que cada pulso LASER é emitido e recebido, a posição e orientação do feixe LASER são determinadas, e o tempo decorrido entre a emissão e a recepção é medido e usado para calcular a distância entre o sensor e o alvo atingido (DALMOLIN e SANTOS, 2004). A determinação das coordenadas 3D de cada ponto é realizada a partir de um pós-processamento que associa, para cada retorno do pulso LASER, os dados geométricos (posição, orientação e distância) obtidos pelo sistema de VLA.

A posição do ponto origem do feixe LASER no instante da emissão do pulso é determinada através de um sistema de GNSS, que obtém as coordenadas X_{GNSS} , Y_{GNSS} e Z_{GNSS} do ponto origem do feixe.

A orientação (ω , φ , κ) do feixe LASER no instante da emissão do pulso é determinada pelo INS, o qual é composto por computadores, instrumentos eletrônicos de apoio e a IMU (*Inertial Measurement Unit* – Unidade de Medição Inercial). A IMU é o instrumento responsável pela medição dos ângulos de rotação, e é composta por três acelerômetros e três giroscópios, cada um para medir a rotação em torno dos eixos X, Y e Z.

A distância entre o sensor e o alvo atingido pode ser obtida através do intervalo de tempo entre a emissão e a recepção do pulso LASER, calculada através da equação (BALTSAVIAS, 1999):

$$R = c \frac{\Delta t}{2}, \quad (2.1)$$

onde Δt é o intervalo de tempo decorrido entre a emissão e a recepção de um pulso e c é a velocidade da luz (aproximadamente 3×10^8 m/s).

Vale ressaltar que o método de medição da diferença de fase também pode ser utilizado para a medição da distância.

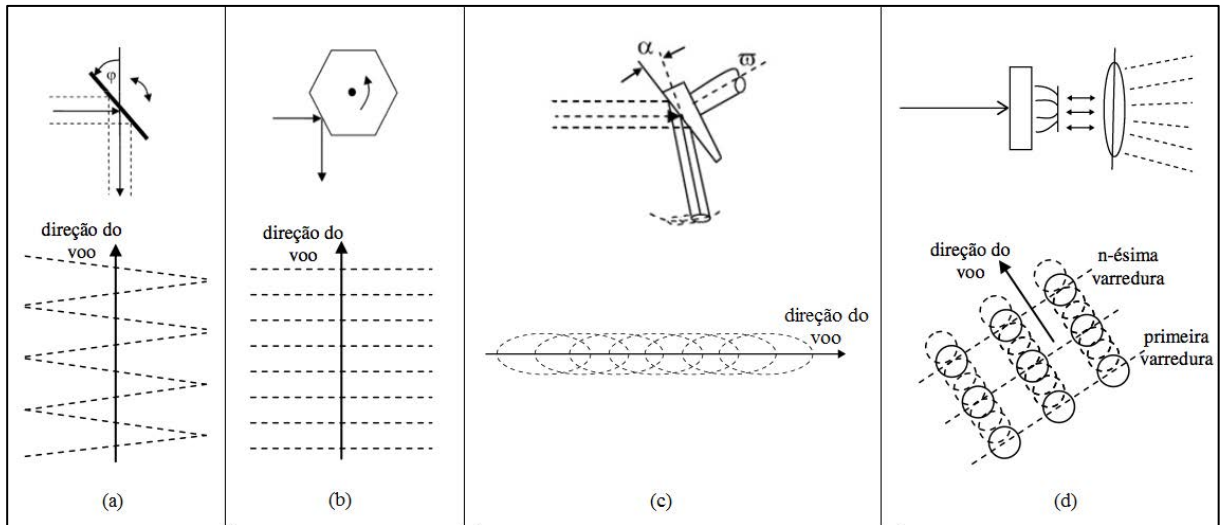
2.1.2. Dados disponibilizados pelo sistema de VLA

Ao fim do processamento, o sistema de VLA fornece um conjunto de pontos (nuvem de pontos) distribuídos aleatoriamente ao longo da linha de voo, e com coordenadas tridimensionais em relação ao sistema de referência WGS 84 (*World Geodetic System 1984*) determinadas através do processo apresentado anteriormente (JENSEN, 2009).

Essa nuvem de pontos deve ser processada para modelar tridimensionalmente a superfície do terreno através de uma estrutura irregular, geralmente na forma de um TIN, ou regular, produzida a partir da interpolação da malha de pontos para uma grade regular. A partir dessas superfícies é possível obter os modelos digitais de elevação: Modelo Digital de Superfície (MDS) e Modelo Digital de Terreno (MDT).

A distribuição dos pontos 3D amostrados varia de acordo com o padrão de direcionamento do feixe LASER, o qual depende do tipo de espelho de varredura óptico-mecânico de cada sistema de VLA. A Figura 2 apresenta os quatro tipos mais comuns de sistemas de varredura e os respectivos padrões de amostragem no terreno. Outros fatores que também influenciam na distribuição dos pontos são o ângulo de varredura, a frequência de emissão de pulsos, a frequência de varredura, a altura do voo e a velocidade da aeronave.

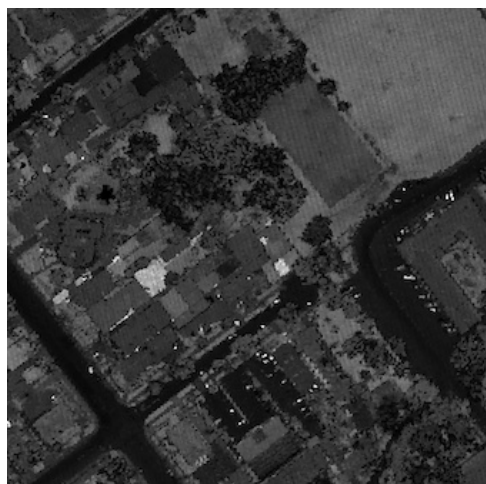
Figura 2 – Configuração da varredura em relação ao tipo de espelho.



(a) Espelho oscilador; (b) Polígono de rotação; (c) Espelho de varredura Palmer; e (d) Fibras ópticas. Fonte: Adaptado de Mendes (2012).

O sistema de VLA pode fornecer também um arquivo de intensidade (dados radiométricos) junto com os dados de múltiplos retornos. 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. A Figura 3 apresenta uma porção de uma imagem de intensidade obtida usando as informações radiométricas dos dados de VLA.

Figura 3 – Imagem de intensidade gerada pelos dados radiométricos do sistema de VLA.



Fonte: Elaborado pela autora.

2.2. Filtragem e classificação de dados LASER

Dependendo da finalidade do trabalho, a nuvem de pontos originada pela varredura a LASER pode passar por um processo de tratamento a partir da filtragem e classificação dos pontos. Esse processo auxilia na diminuição de dados desnecessários, como por exemplo, a eliminação da vegetação em estudos focados em edifícios.

Esse pré-processamento dos dados LASER consiste em separar o terreno de objetos altos através do procedimento de filtragem e, em seguida, analisar individualmente as regiões contendo os objetos altos a fim de classificá-las como vegetação ou edifício, segundo um algoritmo específico de classificação, podendo então, eliminar as regiões indesejadas (vegetação ou edifício). Vale ressaltar que a etapa de filtragem, para a separação do terreno e dos objetos altos, também é necessária e precede o processo de geração do MDT.

A seguir são apresentados alguns conceitos sobre cada um desses processos.

2.2.1. Filtragem

Segundo Sithole e Vosselman (2004), a filtragem de dados LASER é fundamentada na combinação de diferentes elementos. Alguns deles são apresentados a seguir.

2.2.1.1. Estrutura dos dados

A nuvem de pontos produzida pelo sistema de VLA é composta por pontos tridimensionais irregularmente espaçados. Alguns algoritmos de filtragem (AXELSSON, 1999; PFEIFER *et al.*, 1998; SITHOLE, 2001; SOHN e DOWMAN, 2002; ROGGERO, 2001) trabalham diretamente com a nuvem de pontos LASER original. Entretanto, para aproveitar as ferramentas da área de processamento de imagens, alguns algoritmos de filtragem (BROVELLI *et al.*, 2002; ELMQVIST, 2001; WACK e WIMMER, 2002) reamostram a nuvem de pontos original para uma grade regular de pontos, antes de realizar a filtragem.

2.2.1.2. Definição da vizinhança a ser testada

No que diz respeito à vizinhança utilizada pelo algoritmo de filtragem para classificar os pontos em terreno ou objeto, três possíveis formas de classificação podem ser listadas (SITHOLE e VOSSELMAN, 2004):

- Ponto contra ponto: nesses algoritmos (SITHOLE, 2001; ROGGERO, 2001) dois pontos são comparados ao mesmo tempo. Uma função discriminante é resolvida com base na posição desses dois pontos e, se a saída da função discriminante estiver acima de certo limiar, então um dos pontos é assumido como pertencente ao objeto. Em outras palavras, somente um ponto é classificado de cada vez.
- Ponto contra pontos: nesses algoritmos (AXELSSON, 1999; SOHN e DOWMAN, 2002) os pontos vizinhos a um ponto de interesse são usados para resolver uma função discriminante. E com base na saída da função discriminante, o ponto de interesse pode ser classificado. Apenas um ponto é classificado a cada vez.
- Pontos contra pontos: nesses algoritmos (ELMQVIST, 2001; PFEIFER *et al.*, 1999, BROVELLI *et al.*, 2002; WACK e WIMMER, 2002) vários pontos são usados para resolver uma função discriminante, que é posteriormente utilizada para classificar os vários pontos. Mais de um ponto é classificado nesse método.

2.2.1.3. Medida de descontinuidade

As descontinuidades dos objetos (por exemplo, edifícios) em relação ao terreno são utilizadas pelos algoritmos de filtragem para separar os pontos do terreno e de objetos elevados. Alguns exemplos de medidas de descontinuidade comumente utilizadas são: diferença de altura, declividade, menor distância em relação às faces do TIN, e menor distância de pontos a uma superfície.

2.2.1.4. Princípios de filtragem

Geralmente os algoritmos de filtragem baseiam-se em algum modelo geométrico do terreno em uma vizinhança local. Quatro princípios de filtragem são apresentados por Sithole e Vosselman (2004):

- Baseado na declividade: nesses algoritmos (SITHOLE, 2001; ROGGERO, 2001) a declividade ou a diferença de altura entre dois pontos é medida. Se o desnível exceder certo limiar, então o ponto mais alto é assumido como pertencente a um objeto elevado. Notar que é assumida a hipótese básica de que o terreno varia suavemente.
- Baseado no bloco mínimo: como apresentado por Wack e Wimmer (2002), a função discriminante neste princípio visa delimitar uma região em 3D (se assemelharia a um paralelepípedo horizontal ou vertical), tendo por referência um segmento local de plano horizontal, a partir do qual, acima ou abaixo, os pontos de terreno devem ser encontrados.
- Baseado numa superfície: nesse caso é utilizada uma superfície que modela globalmente a superfície do terreno. Por exemplo, tendo em vista que o terreno é suave, Elmqvist (2001) utiliza contorno ativo para reter apenas pontos do terreno. Já Axelsson (1999) refina progressivamente uma representação poliédrica grosseira do relevo.
- Baseado em segmentação/agrupamento: estes métodos (BROVELLI *et al.*, 2002) levam em conta que pontos que se agrupam e que estão acima de um outro agrupamento adjacente, pertencem a um objeto.

2.2.1.5. Mecanismo da filtragem

O mecanismo do processo de filtragem pode ser iterativo ou não iterativo. Os algoritmos não iterativos (SITHOLE, 2001; ROGGERO, 2001) realizam a filtragem numa única passagem, enquanto os iterativos (ELMQVIST, 2001; AXELSSON, 1999; BROVELLI *et al.*, 2002; PFEIFER *et al.*, 1998; SOHN e DOWMA, 2002; WACK e WIMMER, 2002) classificam pontos através de múltiplas passagens. Em geral, os métodos não iterativos são computacionalmente mais atrativos devido a sua velocidade na execução. No entanto, em contrapartida, os iterativos são geralmente mais acurados, baseando-se na justificativa de que

a cada passagem mais informações sobre a vizinhança de um ponto é recolhida e, assim, uma classificação mais confiável pode ser obtida.

2.2.1.6. Natureza da filtragem

Os algoritmos de filtragem podem remover os pontos filtrados do conjunto de dados, ou recolocar os pontos filtrados no conjunto de dados. Os métodos que removem os pontos filtrados (SITHOLE, 2001; ROGGERO, 2001; AXELSSON, 1999; PFEIFER *et al.*, 1998; SOHN e DOWMA, 2002) normalmente operam sobre a nuvem de pontos LASER original, com os pontos irregularmente espaçados. Já os métodos de recolocação (ELMQVIST, 2001; BROVELLI *et al.*, 2002; WACK e WIMMER, 2002) retornam os pontos filtrados para o conjunto de dados, mas com diferentes alturas, tendo por base alguma estratégia de interpolação a partir de pontos vizinhos. Estes métodos geralmente operam sobre malhas regularmente espaçadas.

2.2.2. Classificação

Na etapa da classificação das regiões altas, a propriedade do pulso LASER de penetrar a vegetação é o elemento chave para a distinção entre vegetação e edifício (DAL POZ, 2013). Ao penetrar a vegetação, o pulso LASER pode atingir o terreno, gerando regiões com superfícies irregulares e rugosas. Já no caso dos edifícios, que possuem telhados planos, o retorno é de apenas um pulso, gerando superfícies regulares. Com base nessa diferença, algoritmos podem ser criados para a classificação de vegetação e edifício, como pode ser visto em Axelsson (1999).

Os edifícios geralmente possuem telhados planos, o que origina uma rede triangulada de pontos descrita por triângulos conectados com orientações similares em cada face do telhado. Dessa forma, desconsiderando irregularidades geométricas (rugosidade do próprio telhado e detalhes do telhado) e erros grosseiros, é possível modelar um telhado através de segmentos de planos justapostos.

Considerando inicialmente o caso unidimensional, ao longo de linhas de varredura, pode-se modelar um perfil de telhado através de sucessivas retas conectadas (DAL POZ, 2013). Para cada segmento de reta pode-se escrever:

$$z = f(x) = ax + b \quad (2.2)$$

onde z é a elevação e x a distância ao longo do perfil.

Pela Equação (2.2) tem-se que:

$$\frac{\partial^2 z}{\partial x^2} = 0 \quad (2.3)$$

A Equação (2.3) mostra que idealmente bastaria procurar pontos com derivada segunda nula para detectar os pontos pertencentes ao plano considerado (AXELSSON, 1999). Mas em problemas práticos tem-se que levar em consideração o conceito de planaridade, que está associado a dois fatores básicos: 1) o fato do próprio telhado não ser rigorosamente plano, apresentando uma pequena rugosidade; e 2) o fato dos pontos apresentarem incertezas decorrentes do processo de medida do sistema de VLA. Assim, a derivada segunda precisa ser considerada nula em relação a um certo limiar que reflita essas incertezas, ou seja, um desvio-padrão possível de ser estimado a partir de incertezas associadas com a rugosidade do telhado e da precisão associada ao posicionamento LASER.

Os limites dos planos também podem ser identificados com base no critério de curvatura. Os pontos pertencentes a essas discontinuidades devem apresentar (AXELSSON, 1999):

$$\frac{\partial^2 z}{\partial x^2} \neq 0 \quad (2.4)$$

Os princípios apresentados anteriormente podem ser facilmente estendidos para o caso bidimensional, em que toda a análise é realizada sobre uma representação poliédrica obtida por uma rede triangular de pontos. Neste caso considera-se que as normais (gradientes) às faces triangulares, que compõem o plano em estudo, devem ser aproximadamente paralelas.

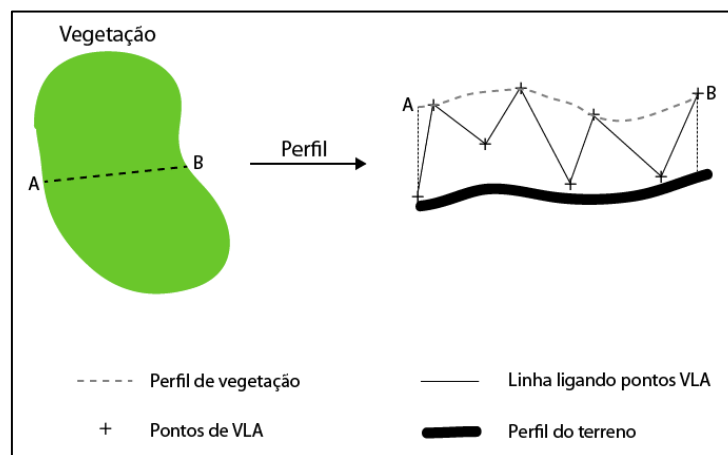
Assim, a detecção de pontos pertencente a uma região plana definida por pontos LASER estruturados numa rede triangulada, pode ser feita utilizando o seguinte procedimento:

- 1) Para cada ponto P identificar os triângulos que compartilham o vértice P .

- 2) Determinar a curvatura da superfície em P através da média (m) dos ângulos entre os vetores normais aos triângulos identificados anteriormente.
- 3) A curvatura em P pode ser considerada nula (plano) se m for menor que um dado limiar, estimado a partir do conceito de planaridade. Numa sub-região englobando pontos praticamente coplanares, os vetores normais aos triângulos dessa região serão praticamente paralelos, assim, quanto mais plana for a sub-região em análise, mais próximo de zero será m .
- 4) Por fim, os pontos com curvatura considerada nula podem ser agrupados (como num processo de crescimento de regiões) para formar a região de telhado.

No caso da vegetação, ao penetrar entre ela, o pulso LASER pode gerar um perfil do tipo apresentado na Figura 4.

Figura 4 – Perfil gerado pela conexão de pontos LASER sequenciais numa região de vegetação.



Fonte: Adaptado de Dal Poz (2013).

Como pode ser notado, o perfil gerado pela conexão dos pontos sequenciais é bastante rugoso. Sendo assim, ao longo desse perfil a segunda derivada normalmente é diferente de zero e varia randomicamente (AXELSSON, 1999). Essa variação não é só local, mas se estende por um longo segmento, o que a diferencia das descontinuidades locais típicas de telhado (bordas e cumeeiras).

Na prática, uma região estruturada na forma de uma rede triangular apresentaria os vetores normais às faces dos triângulos variando bastante em direção e de forma randômica.

Isso possibilita que pontos com essas características possam ser agrupados para formar regiões de vegetação.

2.3. Representação da nuvem de pontos LASER

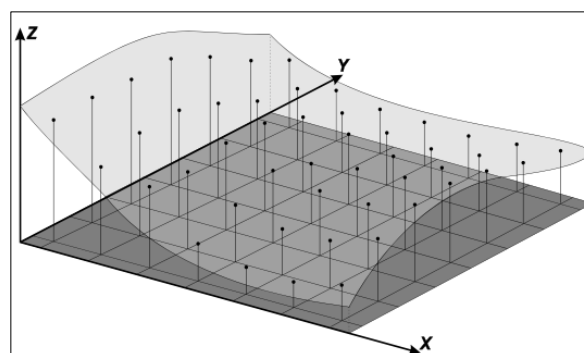
Segundo Wolf e Dewitt (2000), a representação da nuvem de pontos LASER pode ser feita basicamente de duas formas, por pontos distribuídos regularmente ou irregularmente.

A representação regular normalmente é a mais utilizada, visto que a estrutura dos dados na forma de uma grade regular se assemelha à estrutura matricial, muito utilizada nos algoritmos computacionais. A estruturação da grade é feita através de um conjunto de pontos com distâncias de amostragem constantes nas direções X e Y referenciadas a uma origem, e com a coordenada Z contendo o valor de elevação do ponto, referenciado a um datum altimétrico (EL-SHEIMY *et al.*, 2005). Felgueiras e Câmara (2001) definem a grade regular como um modelo digital que aproxima a superfície de interesse através de um poliedro com faces retangulares (Figura 5), cujos vértices são os pontos com as informações de elevação.

Os pontos que compõem a grade regular (vértices do poliedro) geralmente não coincidem com os pontos dos dados originais, assim, algum método de interpolação é necessário para estimar o valor da elevação nos vértices do poliedro.

O armazenamento em forma matricial simplifica o armazenamento e a manipulação dos dados. Contudo, este tipo de estrutura, que não permite alterar os espaçamentos entre os pontos, traz a desvantagem de representar da mesma forma as áreas complexas e menos complexas de uma mesma região, o que pode ocasionar redundância de dados ou falta de informação. A qualidade do modelo gerado depende então do conjunto original de dados, do método de interpolação utilizado e da resolução espacial da grade, escolhida pelo usuário.

Figura 5 – Exemplo de grade regular.

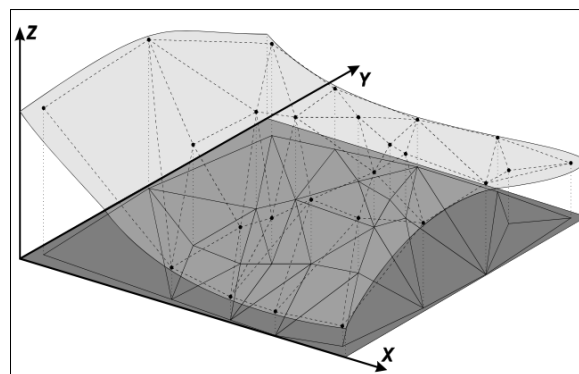


Fonte: Felgueiras e Câmara (2001).

A outra forma de representação, através da distribuição irregular dos pontos, geralmente é feita a partir do método de triangulação denominado TIN (*Triangular Irregular Network*). Esse método fornece uma rede de triângulos conectados cujos vértices, correspondentes aos pontos com os valores de elevação, são irregularmente espaçados (Figura 6).

O modelo TIN foi desenvolvido no início dos anos 1970 (PEUCKER¹ *et al.*, 1978 *apud* EL-SHEIMY *et al.*, 2005) como uma simples maneira de construir uma superfície a partir de pontos irregularmente distribuídos. A grande vantagem dessa estrutura está na irregularidade da distribuição dos pontos, que permite adaptar a rede de acordo com o terreno, amostrando mais pontos em áreas com grande variação do relevo e menos pontos em áreas menos complexas, onde o relevo é plano, por exemplo. Além disso, é possível a inserção de linhas de quebra na estrutura, fazendo com que feições como vales e divisores d'água, ajudem numa representação mais fiel do relevo (EL-SHEIMY *et al.*, 2005).

Figura 6 – Exemplo de rede triangular.

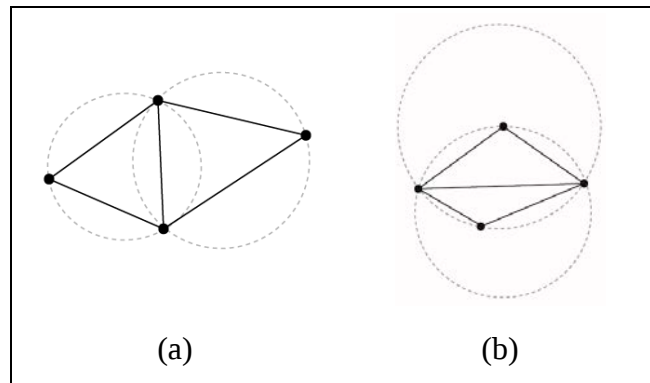


Fonte: Felgueiras e Câmara (2001).

O método geralmente utilizado para construir o TIN é conhecido como Triangulação de Delaunay, o qual utiliza o critério do circuncírculo para a geração dos triângulos. Esse critério estabelece que para cada triângulo de Delaunay, o círculo passante pelos três vértices não contém nenhum vértice de outro triângulo (WOLF e DEWITT, 2000). A Figura 8 apresenta dois exemplos de geração dos triângulos, onde um obedece ao critério do circuncírculo (Figura 7(a)), e o outro desobedece este critério já que os círculos formados pelos vértices dos triângulos possuem outro vértice dentro (Figura 7(b)).

¹PEUCKER, T.; FOWLER, R.; LITTLE, J.; MARK, D. **The triangulated irregular network**. Proceedings of the Digital Terrain Models Symposium, St. Louis, MO, 1978.

Figura 7 – Critério do circuncírculo.



(a) Triângulos obedecem ao critério. (b) Triângulos desobedecem ao critério.

Fonte: Elaborado pela autora.

2.4. Detecção de bordas

2.4.1. Definição de bordas

As bordas oferecem importantes informações sobre os objetos em uma imagem, já que elas correspondem às descontinuidades fotométricas e geométricas dos mesmos. O tipo mais comum de borda em imagem são as bordas do tipo degrau. Essas bordas normalmente ocorrem entre duas regiões homogêneas, que se diferem entre os níveis de cinza.

Uma borda desse tipo é definida matematicamente como $G(x) = A \cdot u_{-1}(x)$, onde $G(x)$ é uma borda unidimensional, A é a amplitude da borda e $u_{-1}(x)$ é dado por (VALE e DAL POZ, 2002):

$$u_{-1}(x) = \begin{cases} 0, & \text{para } x < 0 \\ 1, & \text{para } x \geq 0 \end{cases}$$

2.4.2. Propriedade dos detectores de bordas

O processo de detecção de bordas consiste no agrupamento de pixels que compõem os contornos de regiões. Na maioria da vezes, esses processos baseiam-se na ocorrência de descontinuidades ou mudanças abruptas dos níveis digitais em torno do pixel em análise. A detecção dessas descontinuidades pode ser realizada a partir de métodos de diferenciação de primeira ordem, que enfatizam pontos de mudanças e apresentam respostas nulas onde não há

variações. Assim, uma mudança na intensidade pode ser detectada diferenciando pixels vizinhos.

Os esquemas mais comuns para detectar bordas incluem três operações básicas (ZIOU e TABBONE, 1998): diferenciação, suavização e rotulação. A diferenciação consiste no cálculo da derivada da imagem. A suavização consiste na redução do nível de ruído da imagem e na regularização da diferenciação numérica. A rotulação envolve a supressão de bordas falsas resultantes do uso de certos modelos de bordas que não representam corretamente a realidade.

Vale ressaltar que a sequência apropriada para a execução das operações de suavização e diferenciação depende se o operador de diferenciação é linear ou não. Quando se utiliza operadores lineares a sequência de execução é irrelevante, pois estes são associativos e comutativos para a convolução. Já os operadores não lineares não são nem associativos nem comutativos para convolução, implicando na realização da suavização antes da diferenciação.

2.4.2.1. Algoritmo de detecção de bordas de Canny

O processo de detecção de bordas desenvolvido por Canny (1986) teve como principal objetivo o desenvolvimento de um detector ótimo para o tipo mais comum de borda em imagens digitais, a borda do tipo degrau. O algoritmo baseia-se nos critérios de detecção e localização. Ainda há um terceiro critério conhecido como inunção de resposta múltipla, que força o processo a detectar uma única borda onde existe somente uma borda verdadeira.

Canny (1986) propôs também um processo de afinamento de bordas conhecido como Supressão não Máxima com o intuito de obter bordas com espessura de um pixel, e outro processo conhecido como histerese para eliminar a fragmentação de bordas causada pelo ruído da imagem, melhorando a conectividade da borda.

Vale e Dal Poz (2002) apresentam uma descrição detalhada do algoritmo de Canny, que pode ser brevemente sumariado pelos seguintes passos:

- 1) Ler a imagem I a ser processada;
- 2) Criar uma máscara Gaussiana bidimensional G para convoluir com I , dando origem a I_s . O desvio-padrão desta Gaussiana é um parâmetro do detector de bordas;
- 3) Criar duas máscaras unidimensionais para a diferenciação da imagem suavizada, nas direções x (linha) e y (coluna), denominando-as de G_x e G_y ;
- 4) Convoluir a imagem I_s com G_x ao longo das linhas, gerando a imagem I_x e,

analogamente, ao longo das colunas para gerar I_y ;

5) A magnitude é calculada em cada pixel (x, y) na forma que segue:

$$M(x, y) = \sqrt{I_x(x, y)^2 + I_y(x, y)^2}$$

6) Afinar as bordas pelo algoritmo de Supressão não Máxima, que consiste na retenção de um único pixel por seção transversal de borda, cuja magnitude do gradiente é máxima ao longo de toda seção;

7) Aplicar o algoritmo de histerese, que consiste em uma limiarização baseada em dois limiares τ_1 e τ_2 , onde $\tau_1 \cong 2\tau_2$, que possibilita complementar as bordas reais fragmentadas e minimizar o efeito dos ruídos da imagem.

O resultado do processo de detecção de bordas de Canny é uma imagem binária com bordas afinadas (com espessura de 1 pixel), onde os pixels de borda recebem valor 0 (zero) e o fundo o valor 1 (um).

2.5. Princípios de vetorização e poligonação

O resultado de um processo completo de detecção de bordas, como o de Canny, é um mapa de borda afinada. Como os processos de análise de imagem geralmente têm por objetivo explicitar os contornos dos objetos, é necessário construir representações mais eficientes para as bordas detectadas. Isto pode ser feito através de técnicas de vetorização e poligonação do mapa de bordas.

2.5.1. Vetorização de mapas de bordas

Apesar dos pixels do mapa de bordas se conectarem para formar cadeias lineares de pixels, a ligação entre os pixels adjacentes nestas cadeias lineares não é conhecida. Assim, a ligação entre os pixels de um mesmo contorno deve ser realizada por um processo de vetorização. Segundo Jain *et al.* (1995), o processo de vetorização do mapa de bordas consiste em formar listas ordenadas de pixels de borda, a partir de uma lista não ordenada de pixels proveniente de algum processo de detecção e afinamento de bordas.

Segundo Dal Poz (2002), a vetorização consiste em varrer todos os pixels de uma imagem de borda. Quando um determinado pixel de borda for encontrado, uma busca é

iniciada para encontrar a sequência de pixels da borda detectada. Como geralmente o pixel de borda encontrado localiza-se no meio da borda, isto é, não no início ou no fim da lista, a busca é realizada em um sentido e depois no outro e, após isso, as duas listas resultantes são conectadas. A busca pelos pixels de borda adjacentes é realizada sequencialmente utilizando pequenos segmentos de três pixels. Os pixels de borda que já foram ordenados são apagados na imagem de borda, e quando a conexão de todos os pixels de uma borda for finalizada, a varredura ao longo das linhas é retomada a partir do primeiro pixel detectado da borda ordenada. Isso garante que todos os pixels da imagem sejam conectados para formarem bordas, ou eliminados no caso de estarem isolados ou pertencerem às bordas muito pequenas (por exemplo, bordas isoladas com dois ou três pixels).

2.5.2. Poligonação de contornos

Posteriormente à obtenção das cadeias de pixels que representam as bordas existentes em uma imagem, é necessário utilizar uma representação mais eficiente para as bordas. Essa representação é denominada contorno. Um contorno é dito fechado quando representa uma região e aberto quando representa parte de uma região.

Segundo Jain *et al.* (1995) existem três critérios básicos para o estabelecimento de um bom contorno:

- Eficiência: a representação do contorno deve ser simples e compacta;
- Acurácia: o contorno deve representar acuradamente as feições presentes na imagem;
- Efetividade: o contorno precisa ser adequado para os estágios subsequentes de análise de imagens requerida.

As formas de representação de contorno baseiam-se em dois tipos (JAIN *et al.*, 1995; DAL POZ, 2002): lista ordenada de pixels e curva representando pixels de borda.

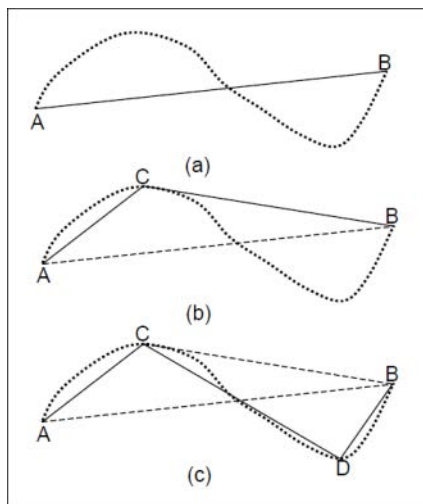
A forma de representação baseada na lista ordenada de pixels é a mais simples, porém é pouco compacta e a menos eficiente para as etapas subsequentes do processo de análise de imagens.

A forma de representação através de curvas adequadas pode ser subdividida em duas categorias. A primeira baseia-se em técnicas de aproximação, que representam uma cadeia de pixels através de uma curva que passa o mais próximo possível dos pontos dessa cadeia, sem a necessidade de passar por qualquer ponto. Nesse método a representação obtida não

depende somente da qualidade de um subconjunto de pixels da cadeia de pixels, com isso o contorno gerado pode ser de melhor qualidade, pois a curva obtida pode modelar melhor o conjunto de dados de entrada. Um exemplo de técnica dessa categoria é a Regressão pelo Método dos Mínimos Quadrados (MMQ).

A segunda categoria baseia-se em técnicas de interpolação. Nessas técnicas a modelagem da lista de pontos de borda é feita através de funções matemáticas que passam, geralmente, por um subconjunto de pontos de borda. Um exemplo de técnica dessa categoria é a representação através de linhas poligonais. Uma linha poligonal é uma sequência de segmentos de reta conectados. Este tipo de modelagem da sequência original de pixels de borda, resultante da aplicação de um algoritmo de vetorização, permite uma aproximação compacta e com uma precisão desejada. Existem diversos algoritmos para a realização desse processo, como por exemplo, o algoritmo de poligonação por divisão recursiva, apresentado na Figura 8. Partindo dos pontos extremos de uma cadeia de pixels de borda, o algoritmo insere recursivamente novos vértices, até que a linha poligonal definida pelos extremos e os vértices gerados aproximem-se, com a precisão desejada, da curva inicial.

Figura 8 – Exemplo de divisão recursiva.



Fonte: Adaptado de Jain *et al.* (1995).

Como mostra a Figura 8(a), primeiramente a curva inicial é modelada grosseiramente pelo segmento de reta definido pelos pontos A e B. Na sequência (Figura 8(b)), o segmento $\overline{AB}$ é subdividido através da inclusão de um novo ponto C, que é o ponto da curva inicial mais distante do segmento de reta $\overline{AB}$. O polígono definido pelos pontos A, C e B é uma

modelagem melhor para a curva inicial. O mesmo é feito com o segmento de reta $\overline{CB}$, dando origem ao ponto D e ao polígono definido pelos pontos A, C, D e B (Figura 8(c)).

Este polígono é uma melhoria significativa da modelagem anterior (Figura 8(b)). O procedimento continua até que nenhum ponto da curva inicial esteja a uma distância da linha poligonal superior a um limiar pré-definido.

2.6. Paradigma RANSAC

2.6.1. Método RANSAC

O *RANdom SAmple Consensus* (RANSAC), desenvolvido por Fischler e Bolles (1981), é um método utilizado para a detecção de feições matematicamente parametrizáveis (planos, cones, cilindros etc.) a partir da estimação dos parâmetros do modelo matemático que descreve essas feições. O procedimento do método RANSAC é oposto ao das técnicas convencionais de detecção de feições parametrizáveis, pois em vez de usar o máximo possível dos dados para obter uma solução inicial e, em seguida, eliminar os dados inválidos, o RANSAC usa um pequeno conjunto inicial de dados e depois amplia esse conjunto com os dados consistentes que não foram utilizados (FISCHLER e BOLLES, 1981).

O método RANSAC se baseia no sistema de hipótese e verificação (ZHENG *et al.*, 2012). Ele seleciona randomicamente uma quantidade mínima de dados para a realização do modelo hipotético (modelo matemático) e, posteriormente, estende esse conjunto inicial de dados com base em uma análise de consistência. Se houver uma quantidade suficiente de dados consistentes, é aplicado algum método convencional de estimação, como por exemplo o MMQ, para estimar os parâmetros do modelo hipotético aperfeiçoado.

A grande vantagem do procedimento RANSAC é a possibilidade de tratar dados afetados por uma grande quantidade de erros grosseiros. Para exemplificar, seja o problema de ajustar uma reta a um conjunto de pontos no plano, com a presença de inúmeros erros grosseiros. Para iniciar, seleciona-se randomicamente dois pontos bem afastados para calcular os parâmetros da reta. Se estes pontos não envolverem erros grosseiros, então uma grande quantidade de pontos remanescentes deverá concordar com esta realização da equação da reta; caso contrário, o inverso ocorre e um novo par de pontos deverá ser escolhido e testado. Quando ocorrer a escolha correta, todos os pontos consistentes devem ser utilizados para a

estimativa dos parâmetros da reta usando procedimentos de estimação convencionais, como o baseado no Método dos Mínimos Quadrados (MMQ).

Procedimentos de análise estatística podem ser utilizados após a aplicação do MMQ para eventualmente eliminar dados afetados por erros grosseiros e novos pontos, rejeitados anteriormente, serem incorporados aos pontos aceitos. O critério de parada normalmente se baseia no índice de pontos que se espera validar. Por exemplo, se a expectativa é que pelo menos 50% dos pontos estão corretos, o critério de parada poderá basear-se na validação desses 50% de pontos.

O paradigma RANSAC pode ser colocado mais formalmente na forma que segue (FISCHLER e BOLLES, 1981):

- 1) Seja um modelo hipotético (*MH*) que requer n observações para ser realizado e o conjunto P de todas as observações, tal que $\#P \geq n$ ($\#$ é o operador cardinalidade de um dado conjunto);
- 2) Selecionar randomicamente um subconjunto $S1$ com n observações e realizar o *MH*, obtendo o *MH realizado* (*MHr*);
- 3) Usar o *MHr* para determinar um subconjunto $S1^*$ de P , tal que $S1^*$ contenha as observações consistentes com *MHr* (uma observação é consistente com *MHr* se o erro entre o valor observado e o correspondente valor predito pelo *MHr* estiver abaixo de uma tolerância); o subconjunto $S1^*$ é denominado conjunto consenso de $S1$;
- 4) Se $\#S1^*$ for maior que um limiar t , que pode ser estimado em função do conhecimento da taxa de erros grosseiros em P , usar $S1^*$ para restabelecer (por exemplo via MMQ) um novo modelo hipotético (*MHr**); caso contrário, se $\#S1^*$ for menor que o limiar t , selecionar um novo subconjunto $S2$, tal que $\#S2 = n$, e voltar à etapa 2.

Se após um certo número de tentativas nenhum conjunto consensual, compatível com o limiar t , for encontrado, considerar uma das seguintes possibilidades (FISCHLER e BOLLES, 1981): realizar o *MH* com o maior conjunto consenso encontrado, ou assumir que o procedimento falhou e encerrar.

O paradigma RANSAC possui três parâmetros que precisam ser especificados pelo usuário (FISCHLER e BOLLES, 1981): (1) a tolerância do erro utilizada para determinar se um ponto é consistente ou não com o modelo, (2) o número máximo de tentativas para encontrar o conjunto consenso, e (3) o limiar t , que é o número de pontos compatíveis usado para indicar que o modelo correto foi encontrado. A seguir são apresentados os métodos propostos por Fischler e Bolles (1981) para o cálculo de valores para esses parâmetros.

(1) Tolerância de erro que indica a compatibilidade do ponto com o modelo

A discrepância entre um dado e um modelo é uma função do erro associado ao dado e do erro associado ao modelo. Assim, se o modelo é simplesmente uma função dos dados, é possível estabelecer analiticamente os limites para as tolerâncias de erro. No entanto, essa abordagem simples muitas vezes é inviável. Nesses casos geralmente é possível estimar os limites das tolerâncias de erro experimentalmente: uma amostra de discrepâncias é produzida a partir da perturbação dos dados, calcula-se o modelo e mede-se os erros resultantes; a tolerância de erro pode então ser definida como uma ou duas vezes o desvio padrão do erro médio medido (FISCHLER e BOLLES, 1981).

(2) Número máximo de tentativas para encontrar o conjunto consenso

A decisão de encerrar a seleção de novos subconjuntos de P pode ser baseada no número esperado de tentativas k requeridas para encontrar um subconjunto de n bons pontos. Seja w a probabilidade de que algum ponto selecionado esteja dentro da tolerância de erro de um modelo, então tem-se (FISCHLER e BOLLES, 1981):

$$E(k) = b + 2(1 - b)b + 3(1 - b)^2b + \dots + i(1 - b)^{i-1}b + \dots, \quad (2.5)$$
$$E(k) = b[1 + 2a + 3a^2 + \dots + ia^{i-1} + \dots],$$

onde $E(k)$ é o valor esperado de k , $b = w^n$, e $a = (1 - b)$ é a probabilidade de que pelo menos um ponto da amostra é *outlier*.

Uma identidade para a soma de uma série geométrica é:

$$\frac{a}{(1-a)} = a + a^2 + a^3 + \dots + a^i + \dots. \quad (2.6)$$

Derivando a identidade anterior em relação a a , tem-se:

$$\frac{1}{(1-a)^2} = 1 + 2a + 3a^2 + \dots + ia^{i-1} + \dots. \quad (2.7)$$

Então,

$$E(k) = \frac{1}{b} = w^{-n}. \quad (2.8)$$

Em geral, é desejado exceder $E(k)$ tentativas em uma ou duas vezes o desvio padrão antes de finalizar o processo. Uma vez que o desvio padrão de k ($SD(k)$) é dado por:

$$SD(k) = \sqrt{E(k^2) - E(k)^2}, \quad (2.9)$$

então (FISCHLER e BOLLES, 1981),

$$E(k^2) = \sum_{i=0}^{\infty} (b i^2 a^{i-1}) = \sum_{i=0}^{\infty} [b i (i-1) a^{i-1}] + \sum_{i=0}^{\infty} (b i a^{i-1}). \quad (2.10)$$

Mas, usando a identidade da série geométrica (Equação 2.6) e duas derivações (FISCHLER e BOLLES, 1981):

$$\frac{2a}{(1-a)^3} = \sum_{i=0}^{\infty} [i (i-1) a^{i-1}]. \quad (2.11)$$

Assim (FISCHLER e BOLLES, 1981),

$$E(k^2) = \frac{(2-b)}{b^2}, \quad (2.12)$$

e

$$SD(k) = (\sqrt{1 - w^n}) (1/w^n). \quad (2.13)$$

(3) O menor tamanho aceitável para um conjunto consenso

O limiar t é utilizado como base para determinar se um subconjunto Si^* de P é suficientemente grande, de tal forma que permita a finalização do algoritmo. Sendo assim, a escolha do limiar t deve satisfazer dois propósitos: (1) que o modelo correto para os dados foi encontrado, e (2) que um número suficiente de pontos consistentes para satisfazer a necessidade do processo final de estimação foi encontrado.

Considerando o primeiro propósito, para garantir que a possibilidade do conjunto consenso final corresponda a um modelo incorreto seja a menor possível, e assumindo que y é

a probabilidade de que algum ponto esteja dentro da tolerância de erro de um modelo incorreto, é desejado que y^{t-n} seja bem pequeno. Como não há uma maneira geral de se determinar precisamente y , é razoável assumir que esse valor seja menor que w (w é a probabilidade *a priori* de que um dado ponto está dentro da tolerância de erro de um modelo correto).

Para satisfazer o segundo propósito, o método de estimação a ser empregado precisa ser especificado. Se o MMQ for usado, por exemplo, algumas técnicas podem ser utilizadas para determinar o número de pontos requeridos para fornecer a precisão necessária.

2.6.2. Extensões do método RANSAC

Diversas extensões do método RANSAC são apresentadas na literatura, mas a seguir serão apresentadas apenas algumas dessas extensões.

Chum e Matas (2002) introduziram o *Randomized RANSAC* (R-RANSAC), que adiciona um passo a mais, denominado pré-verificação, antes da etapa de avaliação da consistência (passo 3 do algoritmo RANSAC – Seção 2.6.1). Nesse passo adicional um pequeno subconjunto de pontos é selecionado do conjunto original de dados. Se esse subconjunto se encaixar no modelo hipotético determinado no passo anterior (passo 2 do algoritmo RANSAC – Seção 2.6.1), o R-RANSAC passa para o próximo passo, ou seja, para a etapa de avaliação do modelo hipotético utilizando todo o conjunto de dados (passo 3 do algoritmo RANSAC – Seção 2.6.1).

Bretar e Roux (2005) apresentaram o *Normal Driven RANSAC* (ND-RANSAC), que possui como melhoria a forma de escolha das amostras para a realização do modelo hipotético, se baseando na orientação do vetor normal dos pontos. Para o caso em que se está interessado em identificar os telhados de edifícios, como apresenta Bretar e Roux (2005), o ND-RANSAC seleciona randomicamente uma amostra de três pontos que possuem a mesma orientação do vetor normal.

Para estender as capacidades do algoritmo RANSAC para o caso específico da detecção de planos de telhados, Tarsha-Kurdi *et al.* (2008) desenvolveram o *Extended RANSAC* baseando-se em duas propostas: melhorar a qualidade dos dados e adaptar o algoritmo padrão do RANSAC para a detecção específica de planos de telhados. A primeira proposta foi solucionada através da reamostragem da nuvem de pontos original para uma grade regular, a fim de melhorar a variabilidade na distribuição e densidade dos pontos; e

através da diminuição de ruídos e erros nas coordenadas a partir da aplicação de um filtro passa-baixa. A segunda proposta foi realizada com base na melhoria do algoritmo padrão a partir da introdução de um novo limiar que analisa, além da quantidade de pontos consistentes pertencentes ao modelo hipotético, o desvio padrão dos dados; e através do refinamento dos planos detectados, para eliminar pontos detectados erroneamente e acrescentar pontos que não foram detectados durante o processo.

Xu e Lu (2012) desenvolveram o *Distributed RANSAC* (D-RANSAC), uma melhoria do RANSAC que explora o fato de que a velocidade do algoritmo padrão depende do tamanho da amostra utilizada para realizar o modelo hipotético e do número de tentativas requeridas para atingir a precisão desejada. A diferença entre o algoritmo padrão e o D-RANSAC está na forma de seleção das amostras para a realização do modelo hipotético (passo 2 do algoritmo RANSAC – Seção 2.6.1). O D-RANSAC divide o conjunto original de dados em N subconjuntos não sobrepostos, e de cada subconjunto é escolhida uma amostra para a realização do modelo hipotético.

2.7. Método dos Mínimos Quadrados

O Método dos Mínimos Quadrados (MMQ) busca determinar o melhor ajustamento para um conjunto de dados, através da minimização da soma dos quadrados dos resíduos, ou seja (FONTE, 1994),

$$\Phi = v^t P v = \min \quad (2.14)$$

Na Equação 2.14, v é o vetor dos resíduos associados às n observações $l_1, l_2, \dots, l_n$, expresso por:

$$v = \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_n \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

Referente ainda à Equação 2.14, P é a matriz ($n \times n$) dos pesos das observações. Para o caso em que as observações são não correlacionadas ($\sigma_{ij} = 0$) a matriz dos pesos assume a forma diagonal, dada por:

$$P = \begin{bmatrix} P_1 & & & \\ & P_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & P_n \end{bmatrix} = \sigma_0^2 \begin{bmatrix} 1/\sigma_1^2 & & & \\ & 1/\sigma_2^2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & 1/\sigma_n^2 \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

sendo P_i o peso da observação i ; σ_i^2 a variância da observação i e σ_0^2 a variância *a priori*.

Pelo fato da matriz peso ser diagonal, no caso de observações não correlacionadas, a função Φ adquire a forma:

$$\Phi = \sum_{i=1}^n (P_i v_i^2) \quad (2.17)$$

E no caso mais simples, em que as observações são independentes e a matriz peso é considerada igual à identidade, tem-se:

$$\Phi = \sum_{i=1}^n (v_i^2) \quad (2.18)$$

2.7.1. Regressão linear

O método de regressão linear se baseia na determinação de um modelo matemático que melhor descreva o relacionamento entre duas variáveis: a variável independente X e a variável dependente Y .

O modelo estatístico para essa situação é dado por:

$$Y_i = a + bX_i + v_i \quad (2.19)$$

onde Y_i é o valor observado da variável dependente Y no i -ésimo nível da variável independente X ; X_i é o i -ésimo nível da variável independente X ; a é a cota da reta, a intercepção da reta no eixo vertical; b é o coeficiente angular da reta; v_i é o resíduo, o erro associado à distância entre o valor observado e Y_i e o correspondente ponto na curva o modelo proposto, para o mesmo nível i de X .

Para se obter a equação estimada, tendo em vista a minimização dos erros, aplica-se o MMQ, já descrito anteriormente. Tem-se então:

$$v_i = Y_i - a - bX_i$$

Elevando-se ao quadrado ambos os lados:

$$v_i^2 = (Y_i - a - bX_i)^2$$

E aplicando o somatório, chega-se à seguinte expressão matemática:

$$\sum_{i=1}^n v_i^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - a - bX_i)^2 \quad (2.20)$$

Para se encontrar o mínimo de uma função, é preciso derivá-la em relação à variável de interesse e igualá-la a zero. Então, derivando a equação 2.20 em relação a a e b , e igualando-as a zero, obtém-se as duas equações que compõem o sistema de equações normais. A solução desse sistema fornecerá:

$$b = \frac{\sum X_i Y_i - \frac{\sum X_i \sum Y_i}{n}}{\sum X_i^2 - \frac{(\sum X_i)^2}{n}} \quad (2.21)$$

$$a = Y - bX \quad (2.22)$$

Obtidos os parâmetros, pode-se então escrever a equação da reta desejada:

$$Y_i = a + bX_i \quad (2.23)$$

3. MATERIAL E MÉTODO

3.1. Material

3.1.1. Dados

Os dados utilizados na execução deste trabalho são apresentados na Tabela 1.

Tabela 1 – Dados utilizados na execução do trabalho.

Dado	Área	Características	Empresa fornecedora (dados fornecidos ao Depto. de Cartografia da FCT/Unesp)
Nuvem de pontos LASER	Região urbana de Presidente Prudente	Densidade de 8 pontos/ m ²	Sensormap
Imagens aéreas	Região urbana de Presidente Prudente	GSD de 0,12 m	Engemap

3.1.2. Recursos de Software e Hardware

Os principais recursos de software e hardware utilizados são apresentados na Tabela 2.

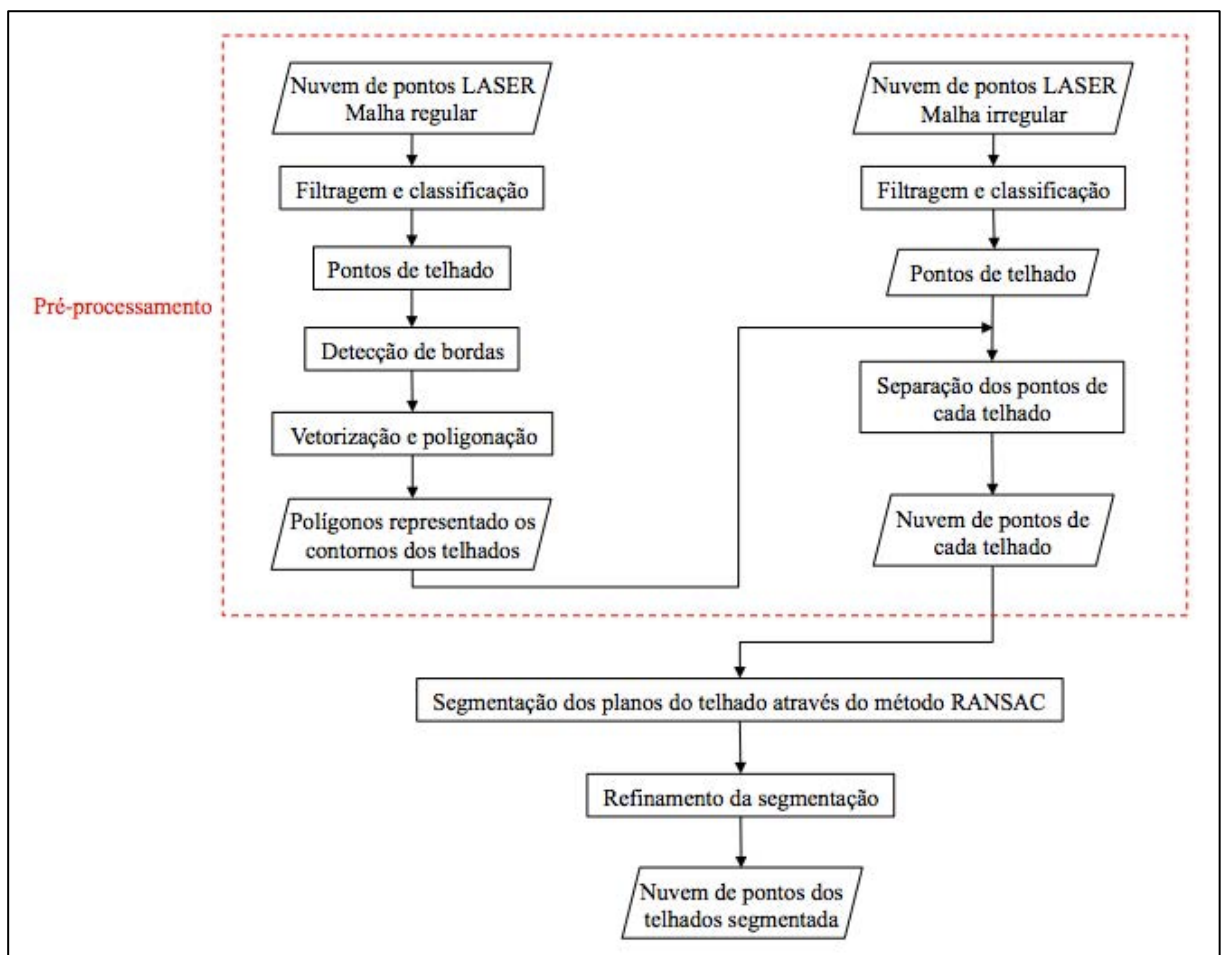
Tabela 2 – Recursos de software e hardware utilizados no trabalho.

Recurso	Desenvolvedor
LAStools	Rapidlasso
Matlab	MathWorks
C/CodeBlocks	The CodeBlocks Team
LPS (<i>Leica Photogrammetry Suite</i>)	Leica Geosystems
Microstation	Bentley
Microcomputadores	Laboratório de Fotogrametria da FCT/UNESP

3.2. Método

O método proposto é dividido em três etapas principais: 1) O pré-processamento da nuvem de pontos LASER, que tem como objetivo a separação dos pontos pertencentes aos telhados dos demais pontos da nuvem de pontos LASER, bem como a separação da nuvem de pontos de cada telhado; 2) A segmentação das faces desses telhados através do método RASANC adaptado para o caso da feição “Plano”; e 3) O refinamento da segmentação realizada, com o intuito de juntar fragmentos planares pertencentes às mesmas faces de telhado, proporcionando assim uma segmentação mais robusta. A Figura 9 apresenta o fluxograma das etapas do método proposto.

Figura 9 – Fluxograma das principais etapas do método proposto.



Fonte: Elaborado pela autora.

3.2.1. Pré-processamento da nuvem de pontos LASER

Como dito anteriormente, a etapa de pré-processamento dos dados LASER tem como objetivo a separação dos pontos pertencentes aos telhados dos demais pontos da nuvem de pontos LASER, bem como a separação da nuvem de pontos de cada telhado. Com isso é possível evitar a busca exaustiva de segmentos de planos em toda a nuvem de pontos LASER, e possibilitar a análise separada de cada telhado. O que diminui significativamente o esforço computacional, e evita a junção de segmentos de telhados diferentes, mas coplanares.

A Figura 9 apresenta dentro do quadro vermelho pontilhado, os passos da etapa de pré-processamento. Nesta etapa são utilizadas as nuvens de pontos LASER estruturadas de duas formas, malha regular e irregular. Primeiramente, nas duas malhas são aplicadas ferramentas de filtragem e classificação com o objetivo de se obter somente os pontos pertencentes aos telhados. Após isso, em relação à malha regular, é realizada a detecção das bordas desses telhados, e a vetorização e poligonização dessas bordas, gerando polígonos representando os contornos desses telhados. Esses polígonos são então utilizados para delimitar a região dos pontos de cada telhado obtidos a partir da malha irregular, e assim, proporcionar a nuvem de pontos separada de cada telhado. A seguir são apresentados mais detalhes sobre cada passo da etapa de pré-processamento.

3.2.1.1. Filtragem e classificação da nuvem de pontos LASER

Primeiramente o aplicativo *LAStools*, da Rapidlasso, é utilizado para a realização da filtragem da nuvem de pontos LASER, com o intuito de obter os pontos pertencentes às regiões altas. Esse aplicativo é composto por diversas ferramentas de visualização e processamento de dados LASER tais como: classificação, filtragem, triangulação, obtenção de contornos, reamostragem, recorte e poligonização de nuvem de pontos LASER.

Para iniciar a filtragem, a ferramenta *LASground* é aplicada à nuvem de pontos LASER. Essa ferramenta gera uma malha irregular a partir da nuvem de pontos de entrada e, a partir disso, classifica os pontos em “terreno” e “não-terreno”. Essa ferramenta possui quatro parâmetros que podem ser alterados conforme o tipo de região:

- *Step*: parâmetro medido em metros e deve ser alterado conforme o tipo de região. Este parâmetro se refere à dimensão do menor objeto presente na área em análise. Quanto maior for o valor do *step* (passo), menor a chance de um edifício ou árvore ser considerado

como ponto do terreno. Para a escolha do valor deste parâmetro o *LASground* fornece quatro opções de tipos de região, podendo ser: “floresta ou colinas”, “cidades pequenas ou planícies”, “cidades grandes ou galpões” ou “metrópoles”; além disso fornece também a opção “customizado”.

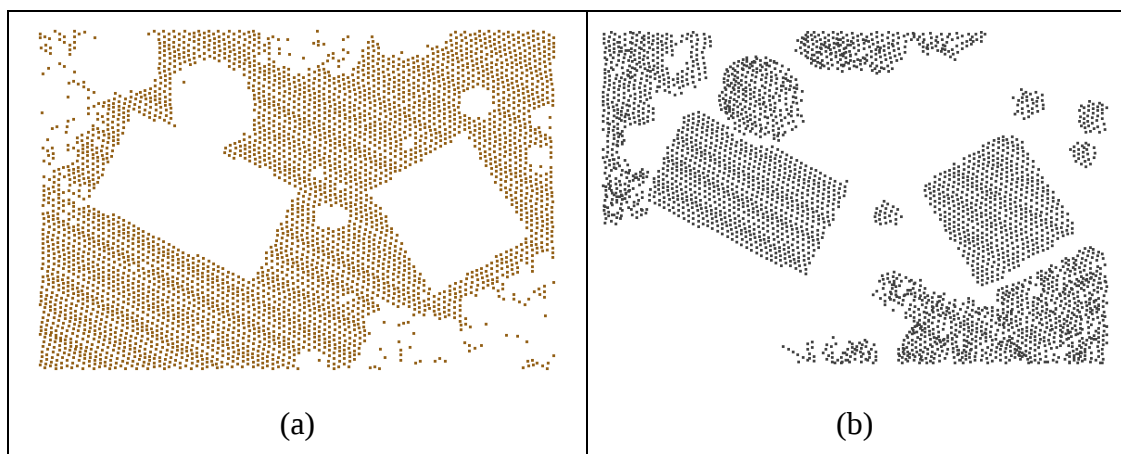
- *Spike*: parâmetro medido em metros, responsável por remover picos acima e abaixo do valor estabelecido.

- *Offset*: parâmetro medido em metros, responsável por aceitar como pontos do terreno aqueles que possuem altura até o valor estabelecido.

- *Stddev*: parâmetro medido em centímetros, que irá considerar um desvio padrão de determinado valor como ponto de terreno para áreas planas.

O arquivo de saída contém as coordenadas X, Y, Z e a classificação de cada ponto, onde os pontos de “terreno” recebem o valor 2 e os pontos “não-terreno” recebem o valor 1. A Figura 10 mostra um exemplo de pontos classificados como “terreno” (Figura 10(a)) e pontos classificados como “não terreno” (Figura 10(b)).

Figura 10 – Exemplo de resultado da ferramenta *LASground*.



(a) Pontos de “terreno”. (b) Pontos de “não terreno”.

Fonte: Elaborado pela autora.

Em seguida, aplica-se a ferramenta *LASheight* para calcular a altura de cada ponto LASER acima da superfície do terreno. Essa ferramenta filtra os pontos classificados como “terreno” pelo *LASground*, gera um TIN formado por esses pontos de “terreno”, e calcula a elevação de cada ponto “não-terreno” em relação a esse TIN. A opção *replace_z* disponibilizada por essa ferramenta permite que as altitudes dos pontos sejam substituídas pelas alturas normalizadas calculadas, obtendo-se o denominado Modelo Digital de Superfície

normalizado (MDSn) que representa no plano os objetos acima da superfície terrestre. Sendo assim, o arquivo de saída é composto pelas coordenadas X , Y e as alturas normalizadas de cada ponto, onde os pontos de “terreno” recebem alturas iguais à zero, e os pontos “não-terreno” recebem alturas iguais às suas próprias alturas em relação ao terreno.

O próximo passo é classificar as regiões altas através da ferramenta *LASclassify* do software *LAStools*. Essa ferramenta exige que os pontos de “terreno” já tenham sido identificados pelo *LASground* e que a altura normalizada de cada ponto já tenha sido calculada pelo *LASheight*. Essencialmente, a ferramenta procura classificar as regiões altas em edifício ou vegetação (Figura 11), através da análise da altura, planaridade, e rugosidade de uma vizinhança. Para isso, a ferramenta possibilita que sejam estabelecido valores para os seguintes parâmetros:

- *Ground offset*: referente à altura mínima que um ponto deve ter para ser considerado “não terreno”.

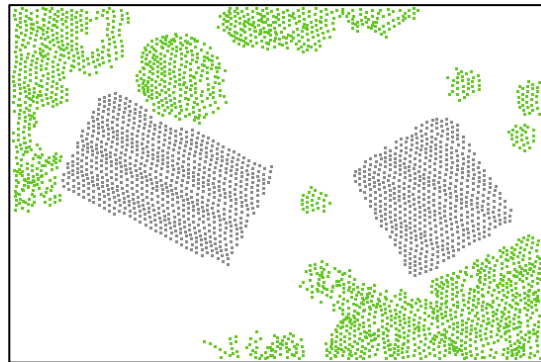
- *Building planarity*: limiar de planaridade para verificar se a vizinhança em análise é plana. Vizinhanças com valor de planaridade abaixo desse limiar serão consideradas planas.

- *Forest ruggedness*: limiar de rugosidade para verificar se a vizinhança em análise é vegetação. Vizinhanças com valor de rugosidade acima desse limiar serão consideradas vegetação.

O arquivo de saída contém as coordenadas X , Y , Z e a classificação de cada ponto, conforme especificado a seguir:

- 1 – pontos desclassificados
- 2 – pontos de terreno
- 5 – pontos de vegetação
- 6 – pontos de edifício
- 9 – pontos de água

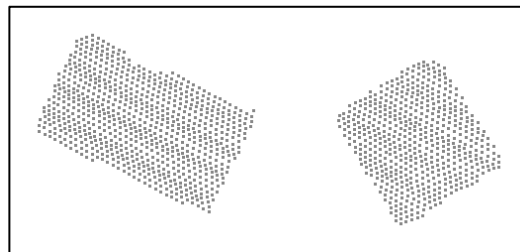
Figura 11 – Exemplo de pontos classificados como edifício (preto) e pontos classificados como vegetação (verde).



Fonte: Elaborado pela autora.

Por fim, o *LAStools* permite salvar os pontos separadamente segundo sua classificação, o que possibilita a obtenção da nuvem de pontos contendo somente os pontos das regiões de telhado, como mostra a Figura 12.

Figura 12 – Exemplo de pontos pertencentes às regiões de telhado.



Fonte: Elaborado pela autora.

3.2.1.2. Detecção das bordas dos telhados

Neste passo, o resultado do passo anterior (Figura 12) é transformado em uma malha binária, atribuindo o valor 1 para pontos de telhado e o valor 0 para os demais pontos. Com isso, as máscaras de diferenciação de Canny ($[-1; 1]$ e $[-1; 1]^T$) são suficientes para realizar, de forma simples e eficiente, a detecção dos *groundels* (termo utilizado em analogia ao termo pixel, denotando elemento de terreno – *ground elements* (HELAVA, 1988)) correspondentes às bordas desses telhados (Figura 13). Vale ressaltar que a malha binária não possui exatamente a mesma estrutura de uma imagem digital, visto que o referencial dela é o sistema de coordenadas da nuvem de pontos LASER.

Todo esse processo é realizado utilizando um programa computacional em Linguagem C disponível em Yano (2012).

Figura 13 – Exemplo de bordas detectadas dos telhados.



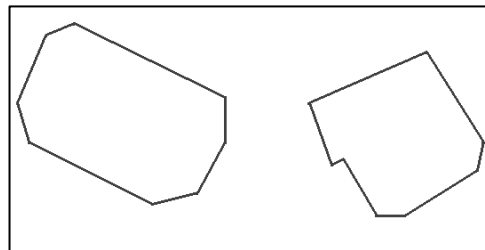
Fonte: Elaborado pela autora.

3.2.1.3. Vetorização e poligonação

Como os *groundels* de bordas não estão ordenados nos mapas de bordas obtidos no passo anterior, a ferramenta ‘gen_contour_region_xld’ do aplicativo Halcon é utilizado para vetorizar esses *groundels* via algoritmo de vetorização de contornos, resultando em listas ordenadas de *groundels* de borda.

Em seguida, o algoritmo de poligonação por divisão recursiva é utilizado para substituir as listas ordenadas de *groundels*, obtidas pela vetorização, por polígonos representando os contornos dos telhados. Isso é realizado através da ferramenta ‘gen_polygons_xld’ também do aplicativo Halcon. A Figura 14 apresenta um exemplo dos polígonos gerados.

Figura 14 – Exemplo de polígonos representando os contornos nos telhados.

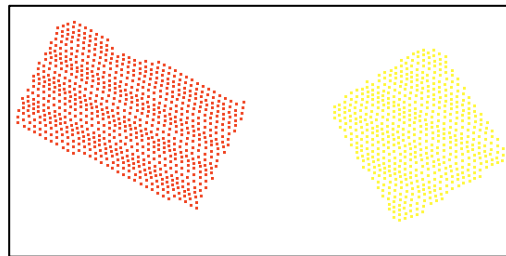


Fonte: Elaborado pela autora.

3.2.1.4. Separação da nuvem de pontos de cada telhado

Como já foi dito, os polígonos gerados anteriormente são utilizados para delimitar a região de pontos de cada telhado provenientes da malha irregular. Isso é feito a partir de um programa implementado no aplicativo Matlab, o qual utiliza a ferramenta “*inpolygon(X, Y, X_pol, Y_pol)*” para detectar os pontos que estão dentro de um dado polígono, e assim, obter a nuvem de pontos separada de cada telhado. A Figura 15 apresenta um exemplo de nuvens de pontos separadas de cada telhado.

Figura 15 – Exemplo de nuvens de pontos separadas de cada telhado.



Fonte: Elaborado pela autora.

3.2.2. Segmentação inicial dos planos de telhado a partir do método RANSAC

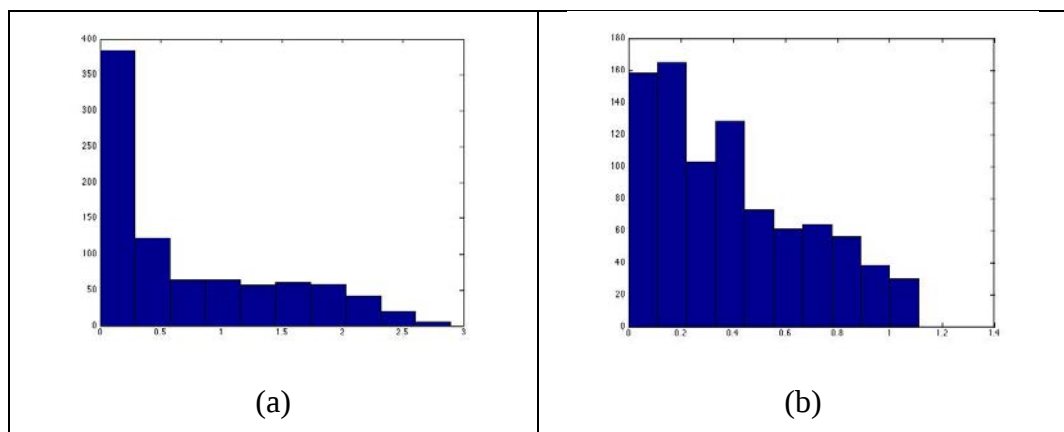
A segmentação inicial dos planos de telhados dos edifícios obtidos na etapa de pré-processamento é realizada a partir da implementação do método RANSAC adaptado para o caso da feição “Plano”, a qual foi realizada através do aplicativo Matlab. As etapas do algoritmo RANSAC adaptado para o método proposto ficam da seguinte forma:

- 1) Seja o modelo hipotético (MH) “Plano” dado pela equação $AX + BY + C = Z$, que requer $n = 3$ observações para ser realizado e o conjunto P de todas as observações (nuvem de pontos LASER), tal que $\#P \geq n$.
- 2) Selecionar randomicamente um subconjunto $S1$ com 3 pontos e determinar os três parâmetros do “Plano” (A, B, C) formado por esses 3 pontos. Cada ponto fornece uma equação, assim, a determinação dos parâmetros é realizada através da solução de um sistema linear com 3 equações e 3 incógnitas, a partir de algum método numérico de

solução de sistemas lineares. No caso deste trabalho o método de Decomposição LU é utilizado para a solução do sistema.

- 3) Usar o “Plano” obtido para determinar o conjunto consenso $S1^*$, tal que $S1^*$ contenha os pontos consistentes com esse “Plano”. Dois parâmetros são analisados para determinar se um ponto é consistente ou não com o “Plano”: distância e ângulo. E essa análise é feita baseando-se na ideia de que se o “Plano” estiver correto, o histograma gerado terá forma semelhante ao apresentado na Figura 16(a), com o pico à esquerda sendo correspondente aos pontos consistentes com o “Plano”. Caso contrário, se o “Plano” for incorreto, o histograma terá forma semelhante ao apresentado na Figura 16(b), onde esses picos não ocorrem. A seguir são apresentados os passos para a determinação dos dois parâmetros.

Figura 16 – Exemplos de histogramas com valores de distâncias.



(a) “Plano” correto. (b) “Plano” incorreto.

Fonte: Elaborado pela autora.

- b) Parâmetro de distância: a distância d entre o ponto e o “Plano” deve ser menor que um dado limiar. A determinação deste limiar é realizada de forma automática para cada edifício tendo como base os histogramas gerados a partir dos valores de distância entre os pontos e o “Plano”. Para isso, os seguintes passos são realizados:

- 1 - Calcular os valores de distância entre o “Plano” e todos os pontos.
- 2 - Construir um histograma com esses valores, com largura de classe iniciando em 15 cm, e incrementar de 2 em 2 cm até que a frequência da primeira classe seja 70% maior que da segunda classe. Se essa diferença de frequência não ocorrer até a largura de classe atingir 30 cm, significa que o

“Plano” não está correto, e assim, outros 3 pontos são selecionados e retorna-se à Etapa 2 do algoritmo RANSAC.

3 - Por fim, se o “Plano” for correto, o limiar de distância para esse “Plano” será a largura da classe do último histograma.

c) Parâmetro angular: o ângulo θ entre vetor normal do ponto e o vetor normal ao “Plano” deve ser menor que um dado limiar. A determinação deste limiar também é realizada de forma automática para cada “Plano”, de maneira análoga ao limiar de distância, tendo como base os histogramas dos valores de diferença angular entre os vetores normais de cada ponto e do “Plano”. Para isso, os seguintes passos são realizados:

1 - Calcular os valores de diferença angular entre os vetores normais de cada ponto e do “Plano”

2 - Construir um histograma com esses valores, com largura de classe iniciando em 1° , e incrementar de 1° em 1° até que a frequência da primeira classe seja 70% maior que da segunda classe. Se essa diferença de frequência não ocorrer até a largura de classe atingir 10° , significa que o “Plano” não está correto, e assim, outros 3 pontos são selecionados e retorna-se à Etapa 2 do algoritmo RANSAC.

3 - Por fim, se o “Plano” for correto, o limiar de distância para esse “Plano” será a largura da classe do último histograma.

O vetor normal de cada ponto é obtido conforme os seguintes passos: 1) geração de um TIN da nuvem de pontos do telhado; 2) cálculo do vetor normal à cada face triangular do TIN; 3) cálculo do vetor normal de cada ponto (vértice do TIN) a partir da média dos vetores normais dos triângulos adjacentes a esse ponto.

4) Se $\#S1^*$ for maior que um limiar t , usar $S1^*$ para restabelecer um novo “Plano”; ao contrário, se $\#S1^*$ for menor que o limiar t , selecionar um novo subconjunto $S2$, tal que $\#S2 = n$, e voltar à Etapa 2.

5) Em caso de sucesso, eliminar o subconjunto consensual $S1^*$ de P e repetir o processo acima até que não seja possível achar um novo plano na região; caso contrário, encerrar porque nenhum plano foi encontrado na região.

3.2.3. Refinamento da segmentação

O processo de segmentação realizado na etapa anterior pode produzir distintos segmentos referentes a um mesmo plano, dessa forma, é necessário detectar e conectar esses segmentos planares a fim de gerar uma segmentação mais completa. Essa ideia é caracterizada matematicamente via verificação dos seguintes limiares:

- 1) Limiar angular: as orientações dos segmentos planares em análise devem ser bem próximas. Em outras palavras, os vetores normais aos segmentos planares devem ser paralelos, a menos de um limiar. Esse limiar foi determinado empiricamente resultando no valor de 1° .
- 2) Limiar de separação planar na direção normal: se dois segmentos planares pertencem a uma mesma face de telhado, então a separação entre ambos na direção da normal não deve ser muito maior que a precisão vertical do posicionamento LASER (± 10 cm). Sendo assim, esse limiar foi estabelecido como sendo a precisão vertical do posicionamento LASER com uma tolerância de 50%, o que resultou em um limiar de 15 cm. A separação planar na direção normal é calculada a partir da distância entre um ponto qualquer de um segmento planar em relação ao outro segmento planar.

4. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

4.1. Parâmetros e limiares utilizados

Esta subseção apresenta os valores estabelecidos para os parâmetros requisitados pelo aplicativo *LAStools* utilizado na etapa de pré-processamento, bem como os limiares 2 e 3 (Seção 2.6.1) empregados na implementação do método RANSAC. Vale ressaltar que os limiares utilizados na etapa da análise de consistência do método RANSAC (limiar 1 da Seção 2.6.1) foram determinados automaticamente, como apresentado na Seção 3.2.2.

➤ Parâmetros da etapa de pré-processamento

O valor do parâmetro *step*, requerido pela ferramenta *LASground*, representa a dimensão do menor objeto presente na área de interesse. Sendo assim, escolheu-se a opção “cidades pequenas ou planícies”, que utiliza o valor de 10 m como *step*. Para os demais parâmetros da ferramenta *LASground* foram utilizados os seguintes valores: *spike* = 0,5 m, *stddev* = 10 cm, *offset* = 0,05 m.

Para os três parâmetros exigidos pela ferramenta *LASclassify* foram utilizados os seguintes valores:

- *Ground offset*: 2 m
- *Building planarity*: 0,05 m
- *Forest ruggedness*: 0,30 m

➤ Limiares do método RANSAC

O número máximo de tentativas até considerar que não existam mais planos a serem encontrados e encerrar o processo foi estabelecido empiricamente, obtendo-se o valor de 1000 tentativas.

O limiar t , o qual é usado como base para determinar se um subconjunto S_i^* é suficientemente grande para permitir a finalização do algoritmo, também foi definido empiricamente e obteve-se como resultado o valor de $\text{número_pontos} \cdot 0,3$.

4.2. Forma de análise dos resultados

Para a etapa da análise dos resultados foi necessária a obtenção dos contornos dos planos extraídos dos telhados. Para isso foi implementado um programa em Linguagem C, o qual obtém polígonos para a representação dos contornos através dos seguintes passos:

- 1) Detecção dos pontos de borda: como a nuvem de pontos estava estruturada de forma irregular, não foi possível aplicar técnicas de detecção de bordas que utilizam janelas regulares, como os operadores de Sobel e Prewitt. Dessa forma, essa etapa foi realizada manualmente a partir da seleção dos pontos de borda com o auxílio do aplicativo Microstation.
- 2) Determinação da equação da reta representado cada borda: essa etapa foi realizada através da implementação de um programa em linguagem C que ajusta retas utilizando o método de regressão linear a partir dos pontos de borda detectados.
- 3) Determinação dos pontos de intersecção entre cada reta: essa etapa também foi implementada em Linguagem C, e determina os pontos de intersecção entre as retas obtidas na etapa anterior, gerando assim os vértices do polígono representando os contornos das faces dos telhados.

Os resultados foram analisados visual e numericamente. A análise visual foi realizada a partir da inspeção visual dos polígonos de cada face extraída dos telhados, sobrepostos na imagem aérea com o auxílio do aplicativo LPS. A análise numérica foi feita através do cálculo dos parâmetros de completeza e correção, utilizando como referência os polígonos das faces extraídas manualmente a partir da restituição da imagem aérea do telhado, realizada através do aplicativo LPS. O parâmetro de completeza se refere à porcentagem da área de referência que foi extraída pelo método, e o parâmetro de correção está relacionado à quanto da área extraída está correta (FAZAN, 2014). A seguir são apresentadas as equações utilizadas para o cálculo da completeza e correção:

$$completeza = \frac{A_{E \cap R}}{A_R} 100\% \quad (4.1)$$

$$correção = \frac{A_{E \cap R}}{A_E} 100\%$$

onde:

- $A_{E \cap R}$ é a área do polígono resultante da intersecção entre os polígonos que descrevem os contornos das faces do telhado extraído e de referência;
- A_R é a área do polígono correspondente ao contorno da face do telhado de referência;
- A_E é a área do polígono correspondente ao contorno da face do telhado extraído.

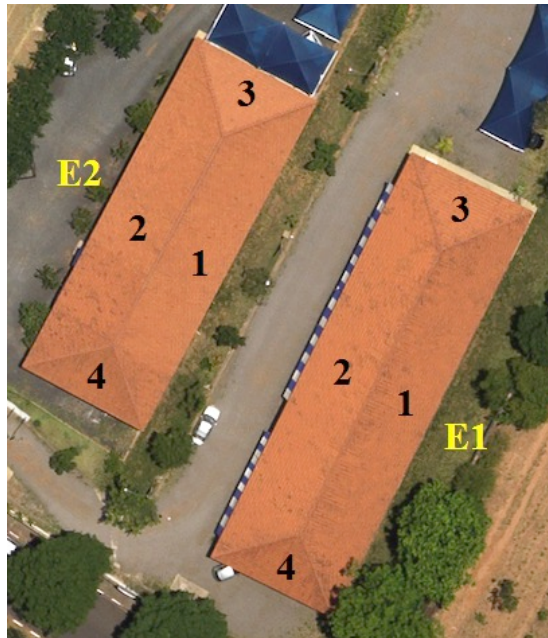
4.3. Resultados e análise

Esta subseção apresenta os resultados e análise de cada experimento realizado a partir do método proposto.

4.3.1. Amostra 1

A Amostra 1 é composta por dois edifícios, ambos com quatro faces e formato retangular. A Figura 17 apresenta a rotulação estabelecida para cada edifício (E1 e E2) e para cada face dos telhados.

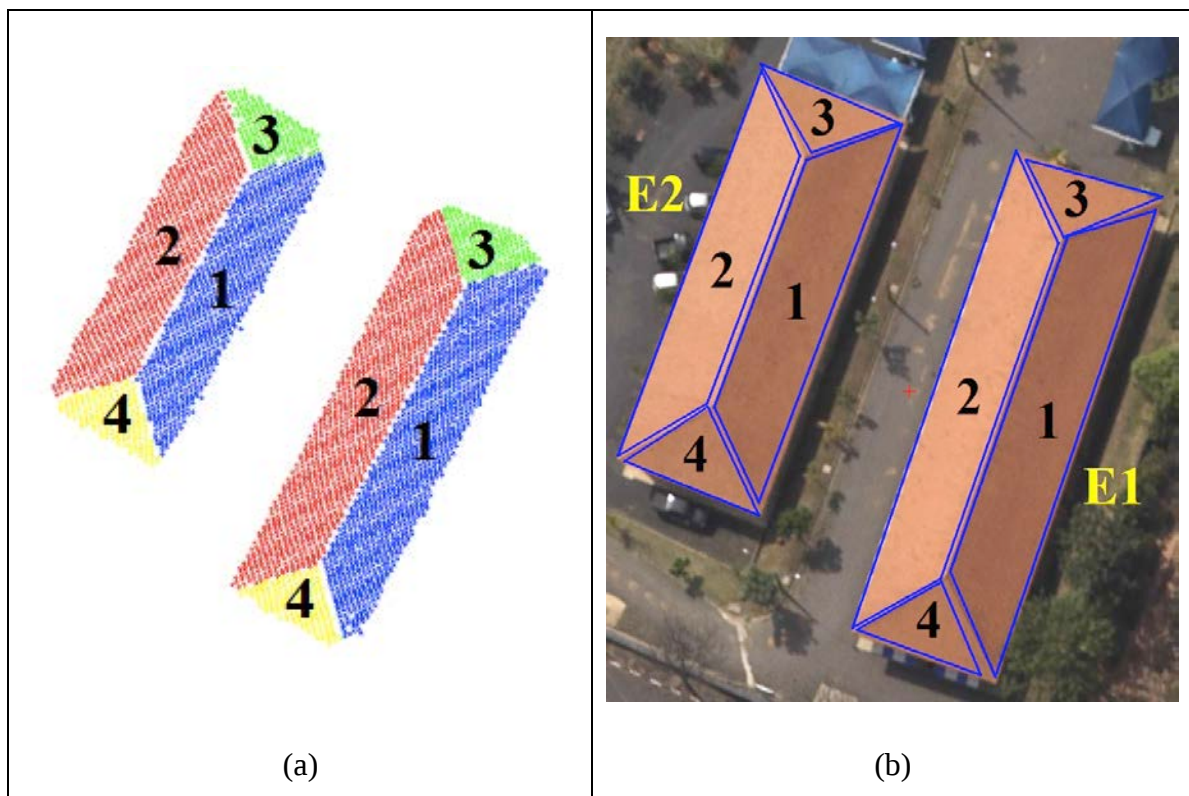
Figura 17 – Imagem aérea da região da Amostra 1.



Fonte: Elaborado pela autora.

A Figura 18(a) mostra a nuvem de pontos segmentada onde, para cada edifício, cada cor representa um conjunto de pontos coplanares identificados. A Figura 18(b) apresenta os contornos dos planos extraídos e sobrepostos na imagem aérea. A partir da análise visual dessas duas figuras, pode-se notar que as faces dos telhados foram segmentadas com sucesso pelo método proposto.

Figura 18 – Resultado da segmentação da Amostra 1 utilizando o método proposto.

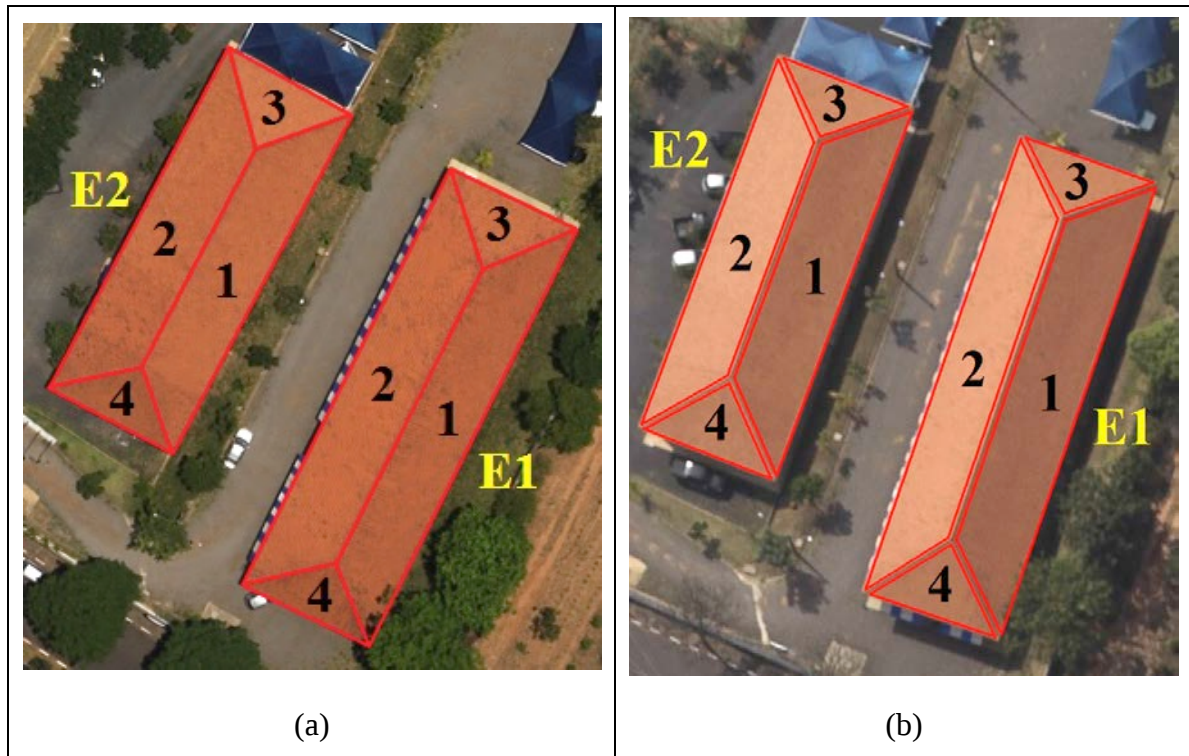


(a) Nuvem de pontos segmentada. (b) Polígonos extraídos pelo método, sobrepostos na imagem aérea. Fonte: Elaborado pela autora.

Para a análise numérica dos resultados, em um primeiro teste os parâmetros de completeza e correção foram calculados tendo como dados de referência os planos dos telhados restituídos com as cumeeiras. A Figura 19(a) apresenta os contornos restituídos com as cumeeiras e sobrepostos na imagem aérea. No entanto, como pode ser observado na Figura 18(b) que apresenta os contornos extraídos pelo método sobrepostos na imagem aérea, o método proposto não identifica os pontos de cumeeira e próximos a ela. Isso era esperado já que os vetores normais desses pontos, usados na análise de consistência durante a aplicação do método RANSAC, não obedecem o critério de paralelismo e, assim, não são considerados

pertencentes a nenhum plano. Dessa forma, realizou-se um segundo teste, onde os planos de referência foram restituídos sem as cumeeiras, como mostra Figura 19(b).

Figura 19 – Restituição dos contornos de referência.



(a) Polígonos de referência restituídos com cumeeiras e sobrepostos na imagem aérea.

(b) Polígonos de referência restituídos sem cumeeiras e sobrepostos na imagem aérea.

Fonte: Elaborado pela autora.

Ao se comparar os valores de completeza e correção obtidos no primeiro teste (Tabela 3) com os valores obtidos no segundo teste (Tabela 4), nota-se que o parâmetro de completeza aumentou no segundo teste, enquanto o parâmetro de correção diminuiu. Isso era esperado pois como no primeiro teste a área de referência é maior que a área extraída, maior foi a chance da área extraída estar contida na área de referência. Assim, como o parâmetro de correção avalia o quanto da área extraída está correta, esse parâmetro foi maior no primeiro teste pois uma grande parte da área extraída esteve contida na área de referência.

No entanto, o parâmetro completeza avalia o quanto da área de referência foi detectada pelo método. Dessa forma, como no primeiro teste a área de referência é maior que a área extraída, isso significou que pouca área de referência foi detectada, implicando em um valor de completeza menor. Já no segundo teste a área de referência quase se equipara à área extraída, fornecendo um valor de completeza maior.

Dessa forma, para as demais amostras utilizadas neste trabalho, os contornos dos planos de telhados foram restituídos sem as cumeeiras, para que os resultados fossem comparáveis.

Tabela 3 – Parâmetros de completeza e correção da Amostra 1 calculados com referência nos contornos dos planos de telhados restituídos com cumeeira.

Face	Edifício 1		Edifício 2	
	Completeza (%)	Correção (%)	Completeza (%)	Correção (%)
1	92,40	99,37	90,19	98,37
2	89,84	93,09	87,53	95,86
3	85,85	93,51	86,86	93,73
4	75,14	97,88	87,77	98,64
Média	85,81	95,96	88,09	96,65

A análise numérica da Tabela 4 mostra que a média dos parâmetros de completeza foi de 93,20% para o Edifício 1, e de 95,70% para o Edifício 2, concluindo-se que as faces foram segmentadas com sucesso. O menor valor de completeza do Edifício 1 foi obtida pela face 4 (83,51%), já no Edifício 2 o menor valor de completeza foi obtida pela face 1 (91,43%). Em relação ao parâmetro de correção, a face 3 do Edifício 1 obteve o menor valor, e no Edifício 2 a face 4 obteve o menor valor.

Tabela 4 – Parâmetros de completeza e correção da Amostra 1 calculados com referência nos contornos dos planos de telhados restituídos sem cumeeira.

Face	Edifício 1		Edifício 2	
	Completeza (%)	Correção (%)	Completeza (%)	Correção (%)
1	94,36	96,67	91,43	93,37
2	99,23	92,71	94,84	95,65
3	95,72	90,52	97,83	94,25
4	83,51	90,96	98,71	91,47
Média	93,20	92,71	95,70	93,68

4.3.2. Amostra 2

A Amostra 2 é composta por dois edifícios, ambos com quatro faces. O Edifício 1 possui formato retangular, já o Edifício 2 possui a forma quadrada. A Figura 20 apresenta a rotulação estabelecida para cada edifício e para cada face dos telhados.

Figura 20 – Imagem aérea da região da Amostra 2.

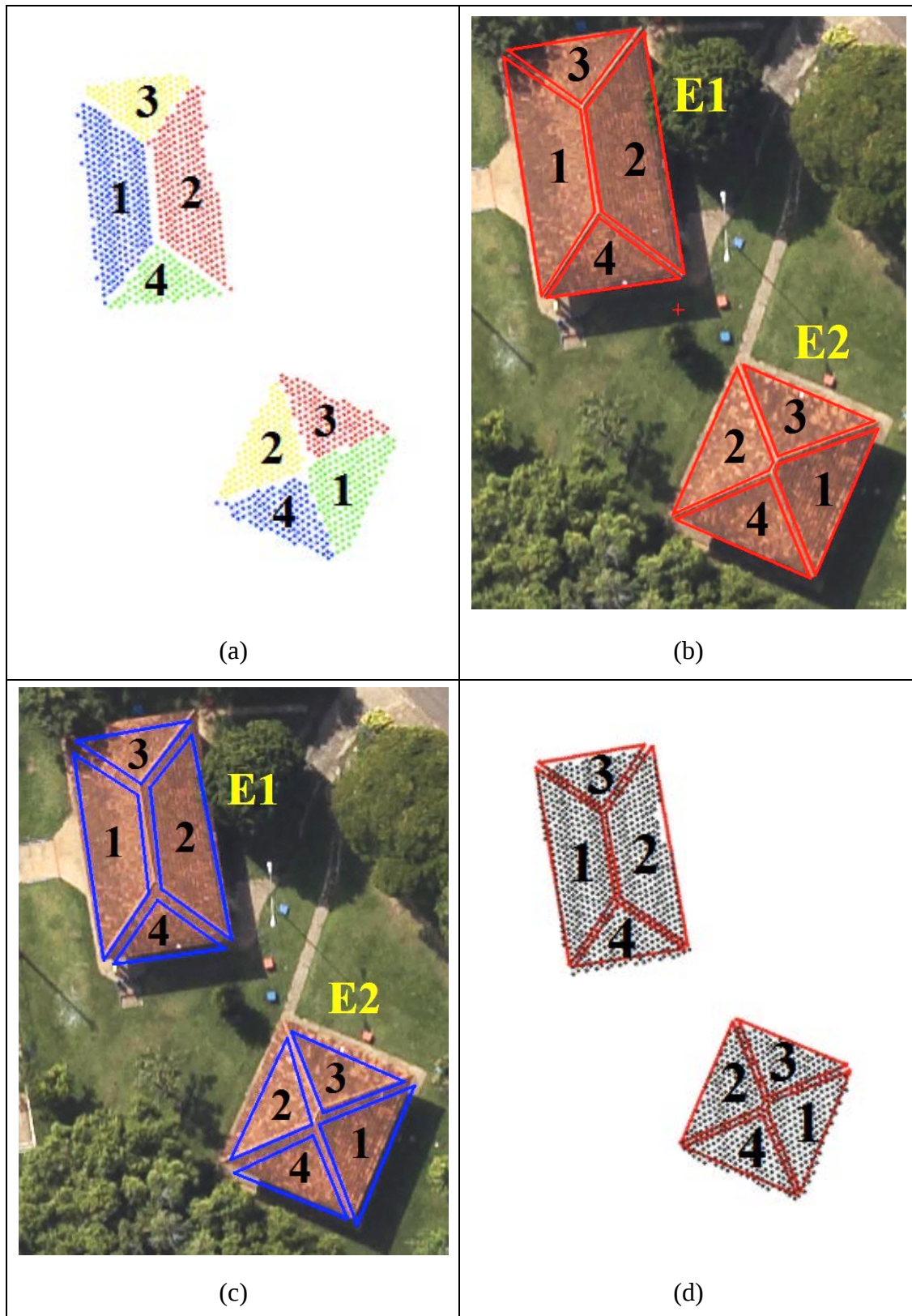


Fonte: Elaborado pela autora.

A Figura 21(a) apresenta a nuvem de pontos segmentada onde, para cada edifício, cada cor representa um conjunto de pontos coplanares identificados. A Figura 21(b) apresenta os contornos de referência sobrepostos na imagem aérea.

A análise visual dos resultados mostra que há um pequeno deslocamento entre os planos do telhado de referência e os contornos extraídos (Figura 21(c)). Isso ocorreu devido a um pequeno deslocamento da nuvem de pontos LASER em relação ao telhado de referência, como pode ser visto na Figura 21(d).

Figura 21 – Resultado da segmentação da Amostra 2 utilizando o método proposto.



(a) Nuvem de pontos segmentada. (b) Polígonos de referência sobrepostos na imagem aérea. (c) Polígonos extraídos pelo método, sobrepostos na imagem aérea. (d) Contornos de referência sobrepostos na nuvem de pontos LASER. Fonte: Elaborado pela autora.

Os resultados numéricos, apresentados na Tabela 5, mostram que os parâmetros de completeza e correção foram influenciados pelo deslocamento da nuvem de pontos LASER, com médias abaixo de 90%. O que era esperado, já que o método proposto só utiliza como fonte de dados para a extração dos planos, a nuvem de pontos LASER. Em relação ao parâmetro de completeza, a face mais prejudicada do Edifício 1 foi a face 4 com 63,04%, e do Edifício 2 foi a face 2 com 71,85%. No caso do Edifício 1 o resultado da face 4 foi afetado pelo deslocamento da nuvem de pontos LASER, como pode ser visto na Figura 21(d). Já no caso do Edifício 2 a completeza da face 2 foi afetada pelo próprio resultado da segmentação, como pode ser observado na Figura 21(c). Ainda em relação à completeza, pode-se notar que a face do Edifício 1 que obteve o maior valor foi a face 1 com o valor de 84,30%, quase 20% a mais que a face 4, a qual obteve o menor valor. Observando a Figura 21(d) é possível verificar que a face 1 é pouca afetada pelo deslocamento da nuvem de pontos, o que justifica esse valor de completeza maior. Em relação ao parâmetro de correção, as faces 3 dos dois edifícios foram as que obtiveram os menores valores. O motivo desse resultado também se deve ao deslocamento da nuvem de pontos LASER, como pode ser observado nas Figuras 21(c) e (d).

No entanto, visualmente, se for desconsiderado o deslocamento da nuvem de pontos, pode-se dizer que o método proposto segmentou os planos dos telhados com sucesso, pois todas as faces detectadas estão compatíveis com o telhado de referência.

Tabela 5 – Parâmetros de completeza e correção da Amostra 2.

Face	Edifício 1		Edifício 2	
	Completeza (%)	Correção (%)	Completeza (%)	Correção (%)
1	84,30	96,21	86,41	87,08
2	78,63	96,58	71,85	92,02
3	71,36	81,45	76,95	86,40
4	63,04	81,55	76,93	92,25
Média	74,33	88,94	78,03	89,43

4.3.3. Amostra 3

A Amostra 3 é composta por três edifícios. O Edifício 1 é composto por duas faces e possui formato retangular. O Edifício 2 possui quatro faces e também formato retangular. Por

fim, o Edifício 3 é composto por 7 faces e possui a forma semelhante à letra “T”. A Figura 22 apresenta a rotulação estabelecida para cada edifício e para cada face dos telhados.

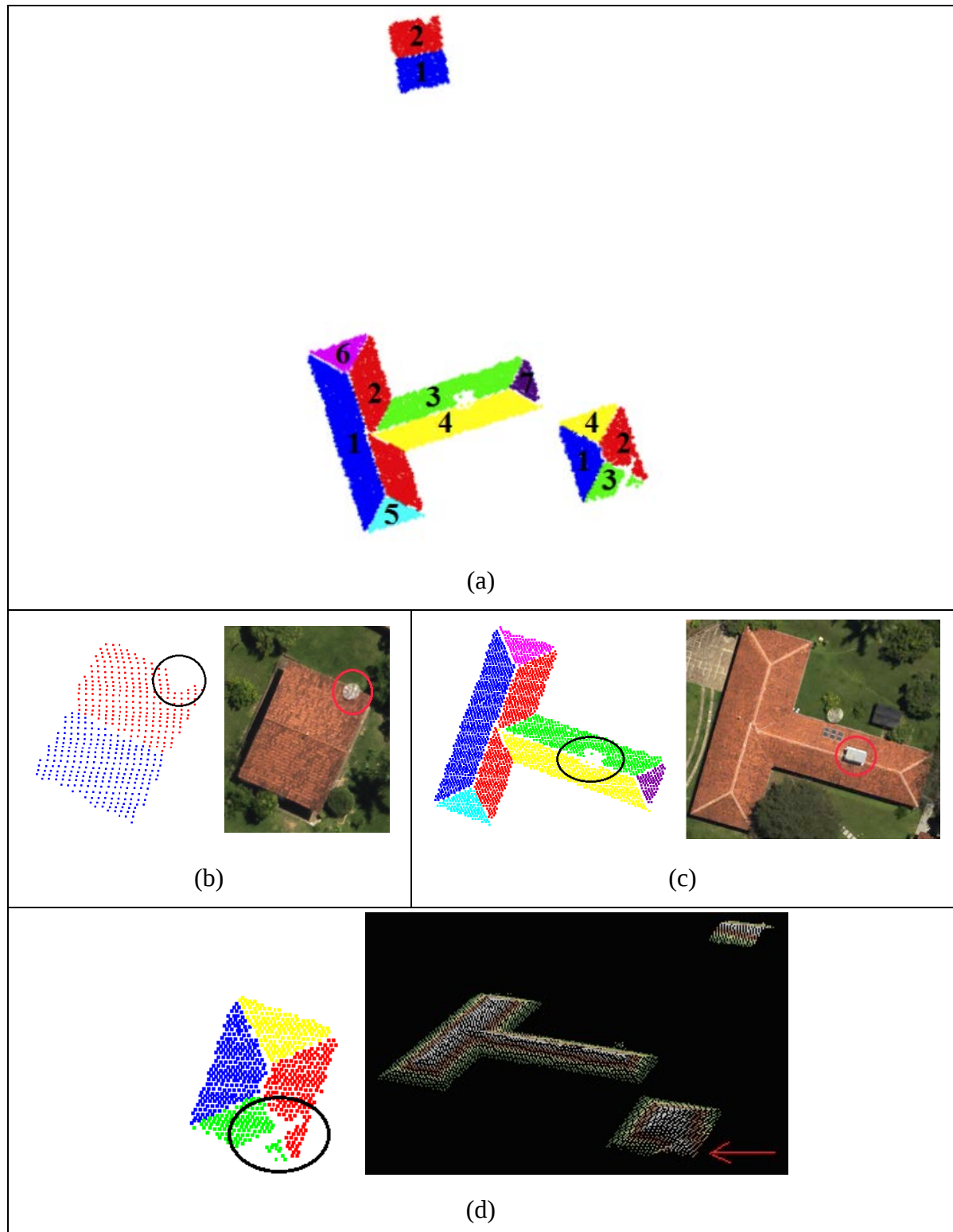
Figura 22 – Imagem aérea da região da Amostra 3.



Fonte: Elaborado pela autora.

A Figura 23(a) apresenta a nuvem de pontos segmentada onde, para cada edifício, cada cor representa um conjunto de pontos coplanares identificados. É possível notar que o processo de segmentação deixou lacunas na nuvem de pontos segmentada. Essas lacunas se devem aos pontos amostrados sobre objetos no telhado ou anomalias na nuvem de pontos, cujos vetores normais não obedecem ao critério de paralelismo, e assim, não foram considerados pertencentes a nenhum plano. No Edifício 1 e Edifício 3, essas lacunas são causadas pela presença de antena e algum tipo de objeto sobre o telhado, como pode ser visto na Figura 23(b) e Figura 23(c) respectivamente. Já no Edifício 2 (Figura 23(d)), a falha na detecção dos pontos se deve a anomalias na nuvem de pontos LASER, as quais também resultam em pontos com vetores normais não paralelos. Essas anomalias foram constatadas na visualização tridimensional da nuvem de pontos (Figura 23(d)), porém, não foram vistas durante a visualização estereoscópica das imagens aéreas.

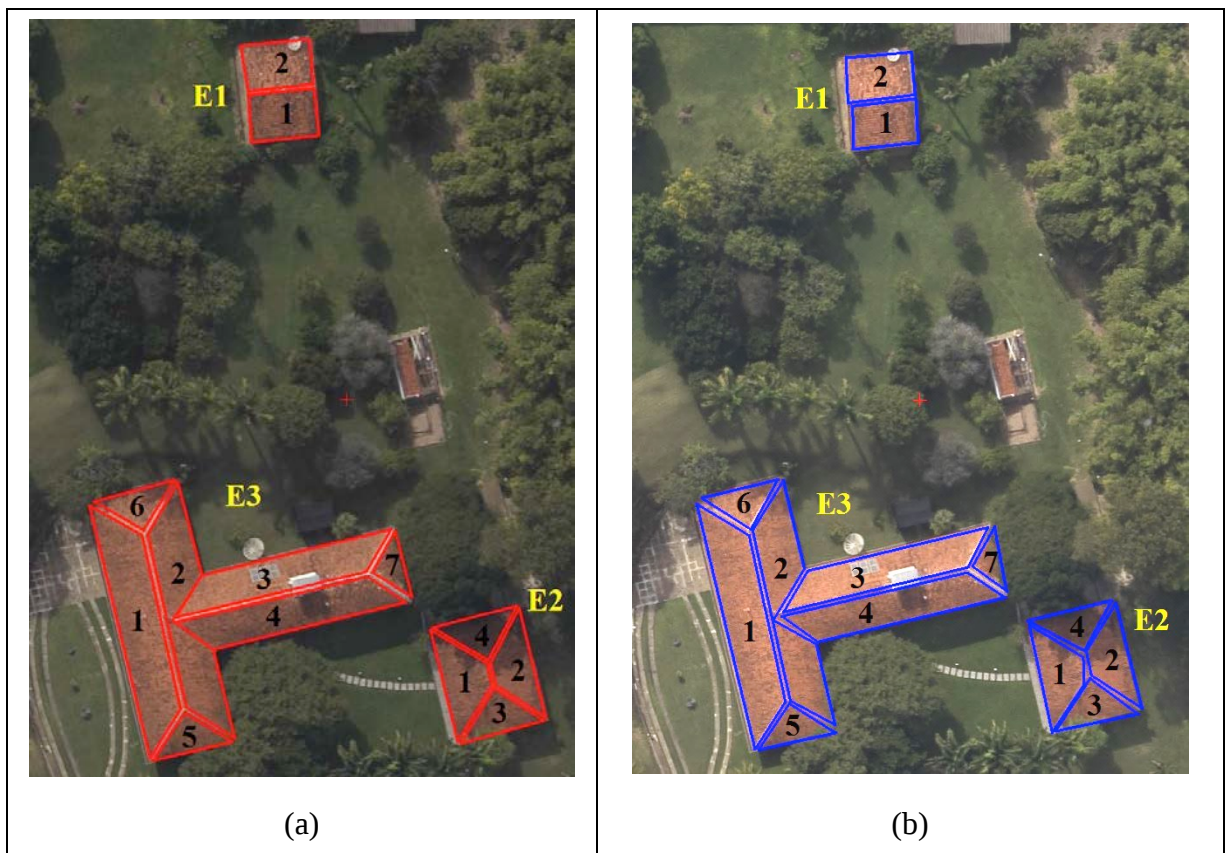
Figura 23 – Objetos no telhado não detectados pelo método proposto.



(a) Nuvem de pontos segmentada. (b) Antena no Edifício 1. (c) Objeto retangular no Edifício 3. (d) Imperfeições no telhado. Fonte: Elaborado pela autora.

A Figura 24(a) apresenta os contornos de referência sobrepostos na imagem aérea. A Figura 24(b) mostra os contornos extraídos pelo método e sobrepostos na imagem aérea. A análise visual dos resultados a partir da Figura 24(b) mostra que todos os planos dos telhados foram segmentados com sucesso. Vale ressaltar que a geração dos polígonos a partir dos planos segmentados pelo método proposto, para a etapa de análise dos resultados, não levou em conta os espaços sem pontos LASER dos telhados.

Figura 24 – Resultado da segmentação da Amostra 3 utilizando o método proposto.



(a) Polígonos de referência sobreposto na imagem aérea. (b) Polígonos extraídos pelo método e sobrepostos na imagem aérea. Fonte: Elaborado pela autora.

A análise numérica dos resultados a partir da Tabela 6 mostra que a segmentação das faces dos telhados foi realizada com sucesso pelo método proposto, com a média dos valores de completeza e correção acima de 90% para todos os casos.

No caso do Edifício 1, o menor valor de completeza ocorreu para a face 1 com 90,20%, e como pode ser visto na Figura 24(b) a área extraída dessa face foi um pouco menor que a face do telhado de referência, justificando o valor mais baixo de completeza. Como dito anteriormente, o parâmetro de correção avalia o quanto da área extraída está correta em

relação à área de referência. Assim, como a área extraída da face 1 foi menor que a área de referência, maior foi a chance da área extraída estar contida na área de referência, com isso o parâmetro de correção da face 1 (96,82%) foi maior em relação à face 2 (92,33%).

No caso do Edifício 2, a face 2 obteve o menor valor de completeza (88,66%) e de correção (84,86%). Como pode ser observado na Figura 24(b), o lado da face 2 que faz divisa com a face 3 não foi segmentado corretamente, o que afetou os valores dos parâmetros.

No caso do Edifício 3 o menor valor de completeza ocorreu na face 7 (84,48%) e o menor valor de correção ocorreu na face 6 (87,11%). Em ambos os casos isso ocorreu devido à presença de árvores cobrindo parte do telhado, o que prejudicou a restituição e segmentação das faces.

Tabela 6 – Parâmetros de completeza e correção da Amostra 3.

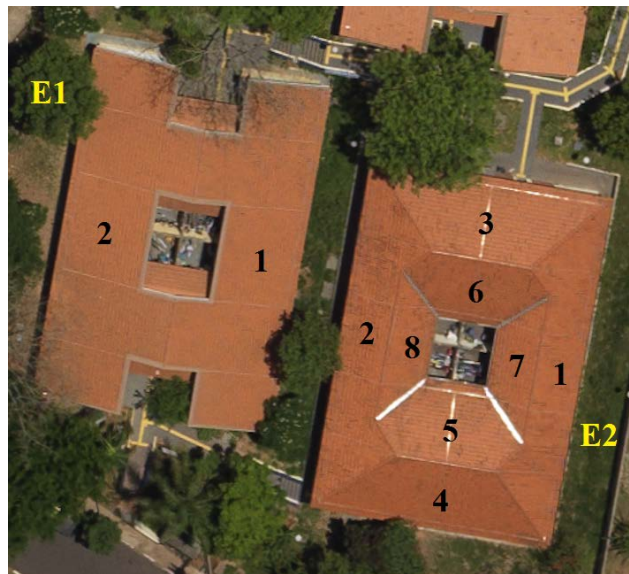
Face	Edifício 1		Edifício 2	
	Completeza (%)	Correção (%)	Completeza (%)	Correção (%)
1	90,20	96,82	93,22	94,30
2	93,40	92,33	88,66	84,86
3	-	-	94,53	91,67
4	-	-	91,40	91,58
Média	91,80	94,57	91,95	90,60

Face	Edifício 3	
	Completeza (%)	Correção (%)
1	95,12	93,87
2	92,30	95,96
3	89,40	90,32
4	93,14	93,96
5	90,86	89,94
6	91,01	87,11
7	84,48	92,24
Média	90,90	91,91

4.3.4. Amostra 4

A Amostra 4 é composta por dois edifícios. O Edifício 1 é composto por duas faces e possui forma semelhante à letra “H”. O Edifício 2 possui oito faces e formato retangular. A Figura 25 apresenta a rotulação estabelecida para cada edifício e para cada face dos telhados.

Figura 25 – Imagem aérea da região da Amostra 4.



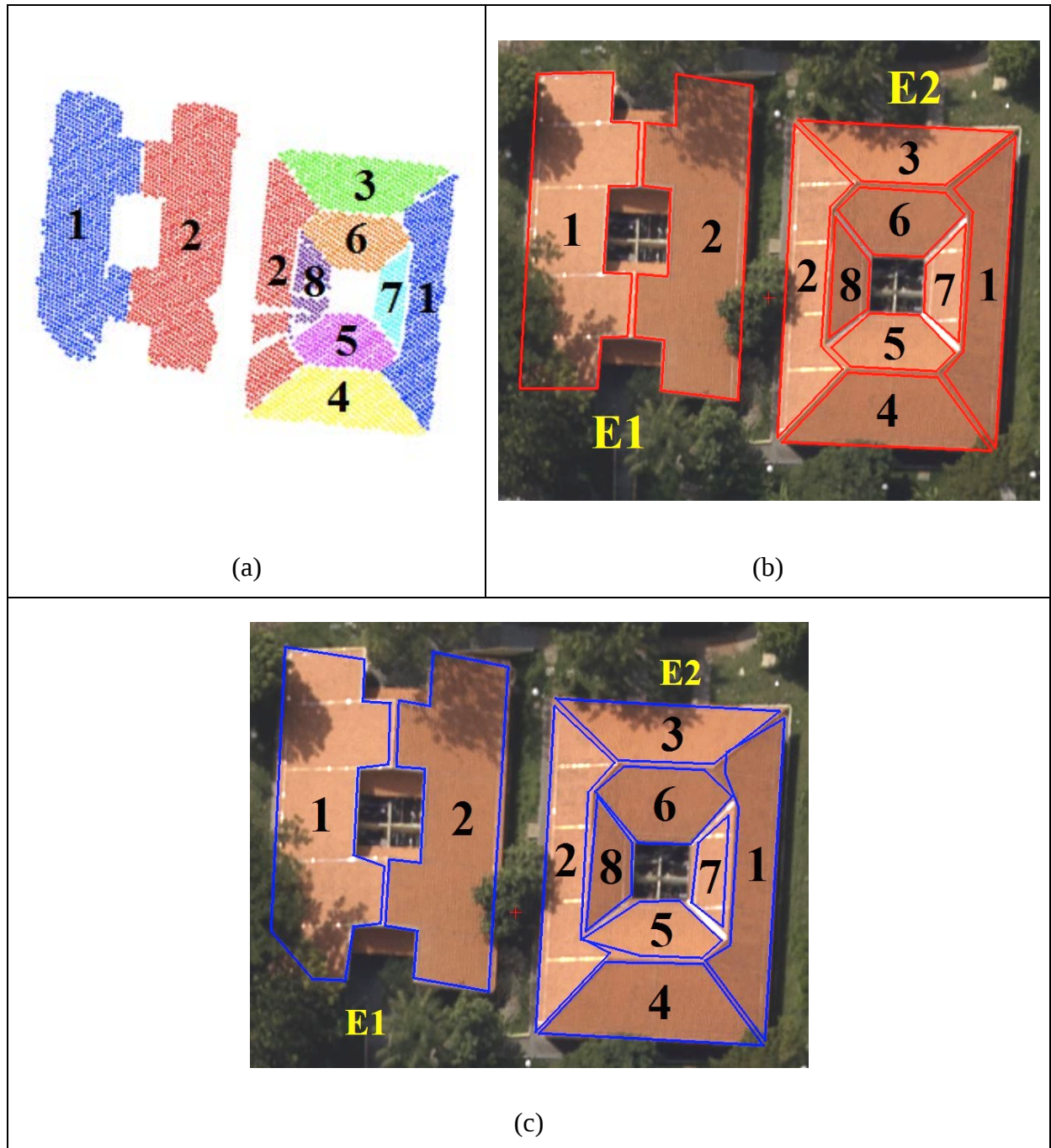
Fonte: Elaborado pela autora.

A Figura 26(a) apresenta a nuvem de pontos segmentada onde, para cada edifício, cada cor representa um conjunto de pontos coplanares identificados. Nessa amostra também é possível notar que o processo de segmentação deixou lacunas na nuvem de pontos segmentada. No Edifício 1 essas lacunas ocorrem na parte inferior da face 1 e na lateral da face 2, e são decorrentes de pontos amostrados sobre árvores cobrindo parte do telhado. No Edifício 2 as lacunas ocorrem nas faces 2 e 8, e são decorrentes de anomalias na nuvem de pontos LASER, as quais foram observadas na visualização tridimensional da nuvem de pontos, no entanto, não foram constatadas durante a visualização estereoscópica das imagens aéreas.

A Figura 26(b) apresenta os contornos de referência sobrepostos na imagem aérea, e a Figura 26(c) apresenta os contornos extraídos e sobrepostos na imagem aérea. Vale ressaltar que, com exceção da lacuna na parte inferior da face 1 do Edifício 1, todas as outras lacunas não foram consideradas na etapa de geração dos polígonos para a análise dos resultados. A análise visual a partir da Figura 26(c) mostra que a segmentação dos planos dos telhados foi

realizada com sucesso. No entanto, nota-se que as faces 1 e 5 do Edifício 2 foram bastante afetadas pelas irregularidades dos vetores normais nos pontos de cumeeira e próximos a ela.

Figura 26 – Resultado da segmentação da Amostra 4 utilizando o método proposto.



(a) Nuvem de pontos segmentada. (b) Polígonos de referência sobreposto na imagem aérea.

(c) Polígonos extraídos pelo método, sobrepostos na imagem aérea.

Fonte: Elaborado pela autora.

A análise numérica dos resultados (Tabela 7) mostra que os planos dos telhados foram segmentados com sucesso pelo método proposto. A média dos valores de completeza e correção foram maiores que 90% para os dois edifícios.

No Edifício 1 as duas faces obtiveram valores de completeza e correção altos e muito próximos, mesmo a face 1 contendo lacuna na parte inferior e uma pequena falha na segmentação da parte superior, como por ser observado na Figura 26(c).

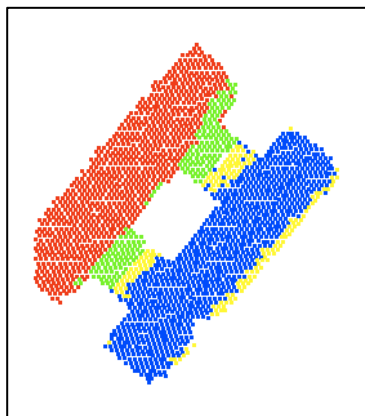
No Edifício 2 o menor valor de completeza ocorreu na face 7 (78,74%) e de correção na face 8 (89,20%). O que mostra que as falhas na detecção das faces 1 e 5 citadas anteriormente, não afetaram os parâmetros de completeza e correção.

Tabela 7 – Parâmetros de completeza e correção da Amostra 4.

Face	Edifício 1		Edifício 2	
	Completeza (%)	Correção (%)	Completeza (%)	Correção (%)
1	92,16	99,40	98,75	94,45
2	93,77	99,41	96,19	98,60
3	-	-	96,85	98,31
4	-	-	98,05	93,73
5	-	-	90,79	97,43
6	-	-	99,87	89,82
7	-	-	78,74	98,99
8	-	-	99,63	89,20
Média	92,96	99,40	94,85	95,06

Para finalizar, a Figura 27 apresenta um exemplo de segmentação fragmentada do Edifício 1 dessa amostra. Nesse exemplo, durante a etapa de segmentação, os pontos em amarelo e azul foram segmentados como duas faces diferentes, no entanto, como pode ser visto na Figura 26(a), esses pontos pertencem à mesma face. O mesmo ocorre com os pontos em vermelho e verde, os quais pertencem à mesma face. Sendo assim, esse exemplo mostra a necessidade da etapa de pós-processamento proposta pelo método, a qual visa a junção dos fragmentos planares pertencentes à mesma face mas que foram segmentadas em duas ou mais faces.

Figura 27 – Exemplo de resultado fragmentado do Edifício 1.



Fonte: Elaborado pela autora.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS E RECOMENDAÇÕES

5.1. Considerações finais

Neste trabalho foi proposto um método para a segmentação das faces de telhados de edifícios presentes em dados de varredura a LASER, tendo como base o método RANSAC. Um pré-processamento foi realizado para obter as nuvens de pontos contendo apenas os pontos pertencentes aos edifícios. Posteriormente, o método RANSAC foi aplicado com o intuito de segmentar os planos dos telhados desses edifícios. O principal diferencial deste trabalho foi a elaboração de um método para a determinação automática dos limiares utilizados pelo método RANSAC durante a etapa de análise da consistência entre os pontos e o modelo hipotético obtido. Isso foi feito através da análise de limiares de distância e ângulo obtidos com base em histogramas, como explicado na Seção 3.2.2. Como o processo de segmentação pode produzir distintos segmentos referentes a um mesmo plano, como mostra a Figura 27, também foi realizada uma etapa de pós-processamento para detectar e conectar esses segmentos planares a fim de gerar uma segmentação mais completa.

A avaliação do método proposto foi realizada a partir da análise visual dos resultados, através da sobreposição dos contornos extraídos dos planos sobre a imagem aérea; e a partir da análise numérica, através do cálculo dos parâmetros de completeza e correção. No total foram realizados quatro testes envolvendo regiões com dois ou mais edifícios.

A análise visual dos resultados do primeiro teste mostrou que o método proposto não detecta os pontos de cumeeira. O que era esperado já que os vetores normais desses pontos não obedecem ao critério de paralelismo. Os resultados numéricos também mostraram isso, uma vez que os valores médios de completeza e correção foram, respectivamente, 86,95% e 96,31% para o caso em que os contornos de referência foram restituídos com as cumeeiras, e 94,45% e 93,20% para os contornos de referência restituídos sem considerar as cumeeiras.

No segundo teste havia um pequeno deslocamento na nuvem de pontos da amostra, o que influenciou os parâmetros de completeza que obteve valores médios de 74,33% (Edifício 1) e 78,03% (Edifício 2), e os parâmetros de correção que obteve valores médios de 88,98% (Edifício 1) e 89,43% (Edifício 2). Isso era esperado, já que o método proposto só utiliza a nuvem de pontos LASER como fonte de dados para a extração dos planos.

No terceiro teste foi possível observar que o processo de segmentação deixou lacunas na nuvem de pontos segmentada. Essas lacunas foram causadas por pontos amostrados sobre

objetos no telhado ou anomalias na nuvem de pontos LASER. Esse resultado mostra a coerência do método proposto, uma vez que os vetores normais desses pontos certamente não seguem ao padrão de um plano. Os parâmetros de completeza resultaram em valores médios de 91,80% (Edifício 1), 91,95% (Edifício 2) e 90,90% (Edifício 3), e os parâmetros de correção resultaram em valores médios de 94,57% (Edifício 1), 90,60% (Edifício 2) e 91,91% (Edifício 3).

No quarto teste o processo de segmentação também deixou lacunas na nuvem de pontos segmentada. Essas lacunas foram causada por árvores que cobriam parte do telhado e por anomalias na nuvem de pontos LASER. Os resultados dos parâmetros de completeza e correção obtidos foram, respectivamente, 92,96% (Edifício 1) e 94,85% (Edifício 2), e 99,40% (Edifício 1) e 95,06% (Edifício 2). Esse teste apresentou também um exemplo de segmentação fragmentada de um edifício, que continha duas faces mas foi segmentado em quatro faces, ressaltando a necessidade da etapa de pós-processamento proposto pelo método para a junção desses fragmentos.

Do sumário acima apresentado, pode-se concluir que os resultados obtidos foram satisfatórios, mostrando que o método proposto é capaz de segmentar as faces dos telhados dos edifícios sem que haja a necessidade de especificação dos parâmetros na etapa da análise de consistência do algoritmo RANSAC. O método proposto é eficiente em não detectar pontos cujos vetores normais não obedecem ao critério de paralelismo, como pontos amostrados sobre antenas e cumeeiras. Além disso, o método proposto se mostrou eficaz ao tratar das segmentações fragmentadas a partir da etapa de pós-processamento, tendo como resultado final nenhuma face fragmentada.

5.2. Recomendações

Algumas recomendações para melhorar o desempenho do método proposto são apresentadas a seguir:

- Desenvolver um método para a determinação automática dos demais parâmetros do método RANSAC, no intuito de tornar o método mais automático.
- Acrescentar na etapa de pós-processamento métodos para detectar regiões planas não segmentadas, e juntá-las aos planos que as contêm.
- Estender o método para a reconstrução completa do telhado, a partir da determinação das cumeeiras e regularização dos contornos do telhado.

REFERÊNCIAS

- AWRANGJEB, M.; ZHANG, C.; FRASER, C. S. **Automatic extraction of building roofs using LIDAR data and multispectral imagery.** ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, v. 83, p. 1-18, 2013.
- AXELSSON, P. **Processing of laser scanner data: algorithms and applications.** In: ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, v. 54 (2-3), p. 138-147, 1999.
- BALTSAVIAS, E. P. **Airborne LASER Scanning: basic relation and formulas.** In: ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, v. 54, p. 199-214, 1999.
- BRETAR, F.; ROUX, M. **Hybrid image segmentation using LiDAR 3D planar primitives.** ISPRS – Workshop "Laser scanning", Enschede, 2005.
- BROVELLI, M. A.; CANNATA, M.; LONGONI, U. M. **Managing and processing LIDAR data within GRASS.** In: GRASS Users Conference, Proceedings... Trento, Italia, 2002.
- CANNY, J. A. **Computational Approach to Edge Detection.** IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, v. 8, n. 6, p. 679-698, 1986.
- CHEN, D.; ZHANG, L.; LI, J.; LIU, R. **Urban building roof segmentation from airborne lidar point clouds.** International Journal of Remote Sensing, v. 33, n. 20, p. 6497-6515, 2012
- CHUM, O.; MATAS, J. **Randomized RANSAC with Td,d test.** Proc. BMVC, Cardiff, 2002.
- COSTANTINO, D.; ANGELINI, M. G. **Features and ground automatic extraction from airborne lidar data.** International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, v. 38, 2011.
- DALMOLIN, Q.; SANTOS, D. R. **Sistema LASER scanning: Conceitos e princípios de funcionamento.** Curitiba: UFPR, 2004.
- DAL POZ, A. P. **Extração automática da malha viária rural a partir de imagens de média e alta resoluções.** Relatório de Auxílio à Pesquisa – FAPESP, FCT/UNESP – Depto. de Cartografia, 2002.
- DAL POZ, A. P. **Apostila da disciplina de Sistema de Varredura a LASER Aerotransportado.** Graduação em Engenharia Cartográfica, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Estadual Paulista, Presidente Prudente, 2013.
- ELMQVIST, M. **Ground estimation of LASER RADAR data using active shape models.** In: OEEPE workshop on Airborne Laser scanning and Interferometric SAR for Detailed Digital Elevation Models, Proceedings... 2001.
- EL-SHEIMY, N.; VALEO, C.; HABIB, A. **Digital Terrain Modeling: Acquisition, manipulation, and applications.** Artech House, 2005.

FAZAN, A. J. **Extração de contornos de telhados de edifícios no espaço-objeto baseada em snakes e programação dinâmica a partir de TIN/LASER e imagens aéreas de alta resolução.** Tese (doutorado em Ciências Cartográficas) – Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Estadual Paulista, Presidente Prudente, 2014.

FELGUEIRAS, C. A.; CÂMARA, G. **Modelagem numérica de terrenos.** In: CÂMARA, G.; DAVIS, C.; MONTEIRO, A. M. V. Introdução à ciência da geoinformação. São José dos Campos: INPE. cap 7, 2001. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/gilberto/livro/introd/cap7-mnt.pdf>>. Acessado em: 17 março 2014.

FISCHLER, M.; BOLLES, R. **Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography.** Communications of the ACM, v. 24, p. 381-395, 1981.

FONTE C. M. P. C. **Ajustamento de observações utilizando o Método dos Mínimos Quadrados.** Universidade de Coimbra, 1994.

HELAVA, U. V. **Object space least squares correlation.** Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, v. 54, n. 6, p. 711-714, 1988.

JAIN, R.; KASTURI, R.; SCHUNCK, B.G. **Machine Vision.** MIT Press and McGraw-Hill, New York, 1995.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento Remoto do Ambiente: Uma Perspectiva em Recursos Terrestres.** Tradução da ed. 2 por (pesquisadores do INPE): José Carlos N. Epiphanyo (Coord.); Antonio R. Formaggio; Athos R. Santos; Bernardo F. T. Rudorff; Cláudia M. Almeida; e Lênio S. Galvão. 2009.

MENDES, T. S. G. **Deteção de regiões de via integrando dados de varredura a LASER aerotransportado e imagens de alta resolução.** Tese (doutorado em Ciências Cartográficas) – Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Estadual Paulista, Presidente Prudente, 2012.

PFEIFER, N.; KOSTLI, A.; KRAUS, K. **Interpolation and filtering of laser scanner data: implementation and first results.** In: International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Proceedings... 1998.

ROGGERO, M. **Airborne LASER scanning: clustering in raw data.** In: International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proceedings... 2001.

SCHNABEL, R.; WAHL, R.; KLEIN, R. **Efficient RANSAC for point-cloud shape detection.** Computer Graphics Forum, pp. 214-226, 2007.

SITHOLE, G. **Filtering of LASER altimetry data using a slope adaptive filter.** In: International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proceedings... 2001.

SITHOLE, G.; VOSSelman, G. **Experimental comparison of filter algorithms for bare-Earth extraction from airborne laser scanning point clouds.** In: ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, v. 59, p. 85-101, 2004.

SOHN, G.; DOWMAN, I. **Terrain surface reconstruction by the use of tetrahedron model with the MDL Criterion.** In: XXXIV International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences (Pt. 3A), p. 336-344, 2002.

TARSHA-KURDI, F.; LANDES, T.; GRUSSENMEYER, P. **Hough-transform and extended RANSAC algorithms for automatic detection of 3D building roof planes from lidar data.** The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing, 2007.

TARSHA-KURDI, F.; LANDES, T.; GRUSSENMEYER, P. **Extended RANSAC algorithm for automatic detection of building roof planes from lidar data.** The Photogrammetry Journal of Finland, v. 21, n. 1, p. 97-109, 2008.

TSAL, F.; CHANG, H. **Evaluations of three-dimensional building model reconstruction from lidar point clouds and single-view perspective imagery.** The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2014.

VALE, G. M.; DAL POZ, A. P. **Processo de detecção de bordas de Canny.** Boletim de Ciências Geodésicas, Curitiba, v. 8, n. 2, p. 67-78, 2002.

WACK, R.; WIMMER, A. **Digital terrain models from airborne laser scanner data: a grid based approach.** In: International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proceedings..., 2002.

WOLF, P. R.; DEWITT, B. A. **Elements of Photogrammetry: with applications in GIS.** 3 Edition. USA: McGraw-Hill, 2000.

XU, M.; LU, J.; **Distributed RANSAC for the robust estimation of three-dimensional reconstruction.** IET Computer Vision, v. 6, 2012.

YAN, J.; JIANG, W.; SHAN, J. **Quality analysis on RANSAC-based roof facets extraction from airborne lidar data.** The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2012.

YANO, M. S. Extração automática de polígonos representando contornos de telhado a partir de um MDS normalizado. Relatório de final de Iniciação Científica – FAPESP, FCT/UNESP, 2012.

ZHENG, J.; XIAN, S.; ZHANG, W.; LIU Y. **An optimal solution for RANSAC using constraint of saliency region.** In: International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition, 2012.

ZIOU D.; TABBONE S. **Edge Detection Techniques - An Overview.** International Journal of Pattern Recognition and Image Analysis, v. 8, n. 4, p. 537-559, 1998.