



GILMAR RENAN KISAKI OLIVEIRA

**USO INTEGRADO DE DADOS LIDAR E IMAGENS AÉREAS  
APLICADO NA EXTRAÇÃO DE CONTORNOS DE TELHADOS DE  
EDIFICAÇÕES**



PRESIDENTE PRUDENTE

2016

**GILMAR RENAN KISAKI OLIVEIRA**

**USO INTEGRADO DE DADOS LIDAR E IMAGENS AÉREAS  
APLICADO NA EXTRAÇÃO DE CONTORNOS DE TELHADOS DE  
EDIFICAÇÕES**

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

Orientador: Prof. Dr. Mauricio Galo.

**PRESIDENTE PRUDENTE**

**2016**

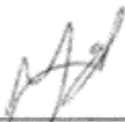
## FICHA CATALOGRÁFICA

O47u Oliveira, Gilmar Renan Kisaki.  
Uso integrado de dados LiDAR e imagens aéreas aplicado na extração de contornos de telhados de edificações / Gilmar Renan Kisaki Oliveira. - Presidente Prudente : [s.n.], 2016  
105 f.

Orientador: Mauricio Galo  
Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências e Tecnologia  
Inclui bibliografia

1. Extração de edificações. 2. Imagem aérea. 3. LiDAR. I. Galo, Mauricio. II. Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Ciências e Tecnologia. III. Título.

BANCA EXAMINADORA



---

Prof. Dr. MAURICIO GALO  
(ORIENTADOR)



---

Prof. Dr. EDSON APARECIDO MITISHITA  
(UFPR)



---

Prof. Dr. ALUIR PORFIRIO DAL POZ  
(UNESP/FCT)



---

GILMAR RENAN KISAKI OLIVEIRA

Presidente Prudente (SP), 29 de fevereiro de 2016.

Resultado: APROVADO

## **DEDICATÓRIA**

Dedico este trabalho aos meus pais, Rosa e Gilmar; às minhas irmãs, Taci e Manu, por todo o amor, incentivo e companheirismo; e ao meu grande irmão, João, pelo apoio e irmandade nas batalhas da vida.

## AGRADECIMENTOS

Este trabalho foi desenvolvido por meio do apoio e contribuição direta ou indireta de diversas pessoas. Deixo aqui os meus sinceros agradecimentos.

A Deus por minha vida.

Aos meus queridos pais, Gilmar e Rosa, que desde sempre, mesmo diante dos obstáculos da vida, não mediram esforços para me fornecer suporte aos estudos, seja ele por meio de estrutura material ou apoio moral, e às minhas amadas irmãs, Manu e Taci, por todos os momentos vivenciados e compartilhados ao longo dessa vida, além do incentivo, companheirismo e força, sendo grandes exemplos para mim desde o início. Obrigado por tudo!

Ao meu orientador que me acompanhou desde a graduação, Prof. Dr. Mauricio Galo, exemplo de pessoa e profissional a ser seguido. Obrigado por todos os ensinamentos compartilhados, compreensão, apoio e incentivo fornecidos. Minha admiração e gratidão!

Aos meus amigos, irmãos de uma vida, Ana, Renan, Clau e Bia, por toda amizade, grandes momentos compartilhados e parceria. Obrigado!

Aos meus irmãos de coração, amigos de ensino médio que seguem comigo até hoje: Jão, Magro e Matheus, e suas respectivas companheiras que se tornaram grandes amigas: Té, Le e Lari, por toda amizade, apoio e momentos de descontração. Obrigado! “Sinceramente, fico até emocionado.”

Aos meus amigos Fer, Ju, Nev e Nilka, por todo apoio e momentos memoráveis vivenciados junto à “Casa”. Obrigado por tudo!

Aos meus amigos de graduação que se tornaram amigos de uma vida: Pri, Renato, Gra e Carla, por todo os momentos de Unesp vivenciados sempre com muita partilha e apoio mútuo. Obrigado! (Obs.: A frase “Tenho que estudar” ecoará pela eternidade).

À Lu, pela calorosa acolhida em Curitiba, conversas trocadas, incentivo, apoio e amizade. Minha gratidão!

Aos professores do Departamento de Cartografia e do Programa de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas (PPGCC), pela transmissão de seus ricos conhecimentos aos discentes.

Ao Prof. Dr. Júlio K. Hasegawa, Prof. Dr. Aluir Porfírio Dal Poz e Prof. Dr. Edson Mitishita, membros das bancas da qualificação e/ou final, pelas sugestões que contribuíram para este trabalho.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), pelo suporte financeiro durante o desenvolvimento do mestrado.

*“A alegria está na luta, na tentativa, no sofrimento envolvido, e não na vitória propriamente dita.”*

Mahatma Gandhi



## RESUMO

Esta dissertação contempla o desenvolvimento de um método que combina os dados LiDAR (*Light Detection And Ranging*) obtidos por sistema de varredura LASER (*Light Amplification by Stimulated Emission of Radiation*) e imagens aéreas de uma mesma região a fim de extrair os contornos de telhados de edificações, onde os parâmetros de orientação das imagens são conhecidos. O método proposto neste trabalho pode ser dividido nas seguintes etapas: extração das edificações nos dados LiDAR; extração dos contornos das edificações nos dados LiDAR; e refinamento dos contornos das edificações integrando dados LiDAR e imagens. Primeiramente, as edificações são extraídas dos dados LiDAR, seguida da determinação dos seus pontos de contorno, que por sua vez, são projetados em duas imagens que formam um modelo estereoscópico. Às imagens do par é aplicado o algoritmo de detecção de bordas de Canny com o objetivo de identificar as bordas de edificações. Tendo os contornos dos telhados de edificações (provenientes dos dados LiDAR) projetados nas imagens de bordas, é realizado um procedimento de busca dos pontos de bordas de edificações nas imagens. Com base nos pixels identificados como bordas de edificações e com o propósito de obter uma figura geométrica que represente os contornos, é aplicado o ajuste de retas 2D pelo Método dos Mínimos Quadrados (MMQ) integrado à filtragem de pontos espúrios por meio do teste Tau. Para avaliar o método proposto e implementado foram utilizados dados LiDAR com densidade média de 6,7 pontos/m<sup>2</sup> e imagens aéreas digitais com GSD de 8 cm. Os resultados obtidos na avaliação dos experimentos mostraram que o método proposto conseguiu extrair os contornos dos telhados, com melhores resultados para edificações isoladas que não possuíam projeção de sombras ou objetos sobre elas, atingindo valores da ordem de 0,97 GSD e 1,80 GSD, para o REMQ em planimetria e altimetria, respectivamente.

**Palavras-chave:** Extração de edificações. Imagem aérea. LiDAR. LASER.

## ABSTRACT

This dissertation proposes a methodology to extract building boundary through the integration of LiDAR data and aerial imagery where the image orientation parameters are known. The proposed method can be divided into following steps: building extraction from LiDAR data; building boundary extraction from LiDAR data; and refinement of building boundary through the integration of LiDAR data and optical imaging. Building are first extracted from LiDAR data, then building boundaries are determined in LiDAR data and projected onto the stereo pair of aerial images. These aerial images are results from the application of Canny edge detector in order to identify building boundaries from images. Since the 3D building boundaries (determined from LiDAR data) are projected onto the Canny images, a search mechanism is performed to find the building edge points in these images. A 2D line adjustment by Least Squares Method (LSM) is performed, followed by outlier detection based on Tau Statistical Test, for generating a geometric shape to represent the buildings through the building edge pixels identified. In order to evaluate the proposed approach, LiDAR data with approximate density of 6.7 pts/m<sup>2</sup> and digital aerial images with GSD around 8 cm were used. The results showed that the proposed method enabled to extract building roof boundaries with best results for isolated buildings without objects or shadow's projection on them with the root mean square error (RMSE) around 0.97 GSD and 1.80 GSD in planimetry and altimetry, respectively.

**Keywords:** Building extraction. Aerial imagery. LiDAR. LASER.

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Dados das imagens e do voo.....	45
Tabela 2 – Valores de REMQ para planimetria e altimetria dos telhados de edificações da Área 1. ....	92
Tabela 3 – Valores de REMQ para planimetria e altimetria dos telhados de edificações da Área 2. ....	93
Tabela 4 – Valores de REMQ para planimetria e altimetria dos telhados de edificações da Área 3. ....	93
Tabela 5 – Maiores discrepâncias planimétrica e altimétrica entre as coordenadas calculadas pelo método e as coordenadas de referência dos cantos para as três áreas de estudo. ....	94

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Princípio da emissão estimulada. ....	21
Figura 2 – Método do tempo de propagação do pulso. $A_E$ e $A_R$ são as amplitudes emitida e recebida, respectivamente. ....	22
Figura 3 – Cálculo da distância pela diferença de fase. ....	23
Figura 4 – Princípio de aquisição de dados de um sistema de varredura LASER aerotransportado. ....	25
Figura 5 – Parâmetros e sistemas de referência envolvidos na determinação das coordenadas no espaço objeto do ponto $i$ . ....	25
Figura 6 – Largura da faixa abrangida pela varredura LASER. ....	26
Figura 7 – Mecanismos do espelho de varredura ótico mecânico: (A) Espelho oscilante; (B) Polígono de rotação; e (C) Varredura Palmer. ....	27
Figura 8 – Modelos Digitais de Elevação. ....	28
Figura 9 – Condição de colinearidade. ....	29
Figura 10 – Representação da distorção radial simétrica. ....	31
Figura 11 – Componentes da distorção radial simétrica. ....	31
Figura 12 – Efeitos da distorção radial simétrica no plano imagem: (a) Distorção na forma de barril; (b) Distorção na forma de almofada. ....	32
Figura 13 – Componentes radial simétrica e tangencial. ....	33
Figura 14 – Comportamento da distorção descentrada para uma câmara digital. ....	34
Figura 15 – Sistemas de imagem e sistema dextrogiro com origem no centro da imagem. ....	36
Figura 16 – Supressão não máxima: (a) Esquema de supressão não máxima para $\theta = 45^\circ$ ; e (b) Setores considerados para a supressão não máxima. ....	43
Figura 17 – Grau de detalhamento das imagens da cidade de Vaihingen obtidas com a câmara Intergraph/ ZI DMC. ....	46
Figura 18 – Grau de detalhamento dos dados LiDAR. ....	46
Figura 19 – Fluxograma com as etapas do método proposto. ....	48
Figura 20 – Fluxograma do processo de seleção automática dos pontos pertencentes aos telhados baseado no critério de vizinhança e de diferença de altura. ....	53
Figura 21 – (a) Dados 3D da edificação; (b) contorno da edificação obtido pelo <i>lasboundary</i> . ....	54
Figura 22 – Ângulo de deflexão entre os pontos de contorno. ....	55

Figura 23 – Busca do pixel de borda mais próximo do ponto LiDAR de borda projetado na imagem. ....	57
Figura 24 – Elementos envolvidos na busca dos pixels de bordas de Canny mais próximos..	58
Figura 25 – Retângulo envolvente para cada recorte de área de estudo (a) no <i>Google Earth</i> e (b) nos dados LiDAR.....	65
Figura 26 – Recorte das áreas de estudo nas imagens 1 (a) e 2 (b). ....	66
Figura 27 – Testes realizados com detector de bordas de Canny sobre a Área 1 – imagem 1 variando $\sigma$ . ....	68
Figura 28 – Imagens de bordas de Canny 1 das áreas de estudo (a) 1, (b) 2 e (c) 3. ....	69
Figura 29 – Imagens de bordas de Canny 2 das áreas de estudo (a) 1, (b) 2 e (c) 3. ....	70
Figura 30 – Resultado da classificação em pontos de terreno e não terreno para Área 1. ....	71
Figura 31 – Resultado da classificação em pontos de terreno e não terreno para Área 2. ....	71
Figura 32 – Resultado da classificação em pontos de terreno e não terreno para Área 3. ....	72
Figura 33 – Resultado da classificação por meio da função <i>lasclassify</i> para Área 1. ....	73
Figura 34 – Resultado da classificação por meio da função <i>lasclassify</i> para Área 2. ....	73
Figura 35 – Resultado da classificação por meio da função <i>lasclassify</i> para Área 3. ....	73
Figura 36 – Resultado da separação automática das edificações nos dados LiDAR baseado no algoritmo de crescimento de região para Área 1. ....	75
Figura 37 – Resultado da separação automática das edificações nos dados LiDAR baseado no algoritmo de crescimento de região para Área 2. ....	75
Figura 38 – Resultado da separação automática das edificações nos dados LiDAR baseado no algoritmo de crescimento de região para Área 3. ....	75
Figura 39 – Resultado da identificação dos pontos de contorno das edificações por meio da função <i>lasboundary</i> para Área 1.....	76
Figura 40 – Resultado da identificação dos pontos de contorno das edificações por meio da função <i>lasboundary</i> para Área 2.....	77
Figura 41 – Resultado da identificação dos pontos de contorno das edificações por meio da função <i>lasboundary</i> para Área 3.....	77
Figura 42 – Não identificação dos lados internos das edificações da Área 2.....	78
Figura 43 – Pontos extremos dos lados das edificações da Área 1 obtidos pela análise do ângulo de deflexão.....	79
Figura 44 – Pontos extremos dos lados das edificações da Área 2 obtidos pela análise do ângulo de deflexão.....	79

Figura 45 – Pontos extremos dos lados das edificações da Área 3 obtidos pela análise do ângulo de deflexão.....	79
Figura 46 – Pontos extremos dos contornos da edificação obtidos referentes à construção externa no telhado das edificações da Área 3 (a) vistos do topo e (b) em perspectiva 3D. ....	80
Figura 47 – Pontos de bordas de Canny resultantes do processo de ajuste de retas e teste Tau nos recortes das imagens aéreas da esquerda (a) e direita (b) para Área 1.....	82
Figura 48 – Pontos de bordas de Canny resultantes no processo de ajuste de retas e teste Tau nos recortes das imagens aéreas da esquerda (a) e direita (b) para Área 2.....	82
Figura 49 – Pontos de bordas de Canny resultantes do processo de ajuste de retas e teste Tau nos recortes das imagens aéreas da esquerda (a) e direita (b) para Área 3.....	83
Figura 50 – (a) e (c) Sombras de árvores projetadas sobre os telhados; (b) sombra da edificação vizinha projetada sobre a parede de outra edificação.....	84
Figura 51 – (a) Cantos das edificações; (b) retas ajustadas; (c) cantos e contornos finais obtidos na imagem da esquerda para Área 1. ....	85
Figura 52 – (a) Cantos das edificações; (b) retas ajustadas; (c) cantos e contornos finais obtidos na imagem da direita para Área 1. ....	86
Figura 53 – (a) Cantos das edificações; (b) retas ajustadas; (c) cantos e contornos finais obtidos na imagem da esquerda para Área 2. ....	87
Figura 54 – (a) Cantos das edificações; (b) retas ajustadas; (c) cantos e contornos finais obtidos na imagem da direita para Área 2. ....	88
Figura 55 – (a) Cantos das edificações; (b) retas ajustadas; (c) cantos e contornos finais obtidos na imagem da esquerda para Área 3. ....	89
Figura 56 – (a) Cantos das edificações; (b) retas ajustadas; (c) cantos e contornos finais obtidos na imagem da direita para Área 3. ....	90
Figura 57 – Letras associadas aos telhados de edificações para as áreas de estudo (a) 1, (b) 2 e (c) 3.....	92
Figura 58 – Identificação do canto com maiores discrepâncias planimétrica e altimétrica entre as coordenadas calculadas pelo método e as coordenadas de referência para a Área 1. ....	95
Figura 59 – Identificação do canto com maiores discrepâncias planimétrica e altimétrica entre as coordenadas calculadas pelo método e as coordenadas de referência para a Área 2. ....	95
Figura 60 – Identificação do canto com maiores discrepâncias planimétrica e altimétrica entre as coordenadas calculadas pelo método e as coordenadas de referência para a Área 3. ....	96

## SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO .....</b>	<b>17</b>
<b>1.1 Objetivos.....</b>	<b>19</b>
1.1.1 Objetivo Geral.....	19
1.1.2 Objetivos Específicos .....	19
<b>1.2 Estrutura do trabalho .....</b>	<b>19</b>
<b>2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....</b>	<b>20</b>
<b>2.1 Sistema de varredura LASER e seu uso em Fotogrametria.....</b>	<b>20</b>
2.1.1 Princípio de geração do LASER.....	20
2.1.1.1 Cálculo da distância entre o sensor LASER e o objeto.....	21
2.1.2 Sistemas de varredura LASER .....	23
<b>2.3 Modelos digitais de superfície.....</b>	<b>27</b>
<b>2.4 Transformação entre referenciais e refinamento de coordenadas.....</b>	<b>29</b>
2.4.1 Transformação do sistema cartesiano local para o sistema fotogramétrico.....	29
2.4.2 Modelos matemáticos para correção de erros sistemáticos .....	30
2.4.2.1 Distorção radial simétrica.....	30
2.4.2.2 Distorção descentrada.....	33
2.4.2.3 Modelo de afinidade .....	34
2.4.3 Transformação do sistema fotogramétrico para o sistema de imagem .....	35
<b>2.5 Extração de edificações por meio de imagens digitais e dados LiDAR .....</b>	<b>37</b>
<b>2.6 Segmentação.....</b>	<b>40</b>
2.6.1 Segmentação por detecção de bordas .....	40
2.6.1.1 Detector de Canny .....	41
2.6.1.1.1 Algoritmo do detector de bordas de Canny .....	42
2.6.2 Segmentação baseada em crescimento de região .....	44
<b>3 MATERIAL E MÉTODO .....</b>	<b>45</b>
<b>3.1 Material .....</b>	<b>45</b>
<b>3.2 Método .....</b>	<b>48</b>
3.2.1 Preparação dos dados de entrada .....	49
3.2.2 Extração das edificações nos dados LiDAR .....	50
3.2.3 Extração dos contornos das edificações nos dados LiDAR.....	51
3.2.3.1 Separação automática das edificações nos dados LiDAR.....	52

3.2.3.2 Extração dos pontos de contornos das edificações.....	54
3.2.4 Refinamento dos contornos das edificações integrando dados LiDAR e imagens.....	56
3.2.4.1 Busca dos contornos de telhados na imagem por meio da integração com os dados LiDAR .....	56
3.2.4.2 Ajuste de reta dos pixels de contorno dos telhados de edificações nas imagens .....	59
3.2.4.2.1 Teste Tau .....	59
3.2.4.3 Determinação dos cantos das edificações.....	61
<b>4 EXPERIMENTOS E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.....</b>	<b>64</b>
<b>4.1 Preparação dos dados.....</b>	<b>64</b>
4.1.1 Recorte das áreas de estudo nos dados LiDAR .....	64
4.1.2 Recorte das áreas de estudo nas imagens e aplicação do detector de Canny.....	66
<b>4.2 Extração das edificações nos dados LiDAR .....</b>	<b>70</b>
<b>4.3 Extração dos contornos das edificações nos dados LiDAR .....</b>	<b>74</b>
4.3.1 Separação automática das edificações nos dados LiDAR .....	74
4.3.2 Extração dos pontos de contornos das edificações .....	76
<b>4.4 Refinamento dos contornos das edificações integrando dados LiDAR e imagens .....</b>	<b>81</b>
<b>4.5 Avaliação da qualidade .....</b>	<b>91</b>
<b>5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES .....</b>	<b>97</b>
<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>100</b>



## 1 INTRODUÇÃO

Em aplicações cartográficas, a extração de edificações cumpre um papel fundamental no que diz respeito à aquisição e atualização de dados espaciais de um Sistema de Informações Geográficas (SIG), uma vez que estas informações podem ser utilizadas como ferramenta de apoio na tomada de decisões em setores estratégicos de planejamento. Neste contexto, buscando encontrar soluções viáveis para a extração de edificações, muitos estudos vêm sendo realizados por pesquisadores da área de Fotogrametria por meio de diferentes fontes de dados, tais como imagens aéreas ou de satélite; dados obtidos por sistemas de varredura LASER (*Light Amplification by Stimulated Emission of Radiation*); ou, até mesmo, a integração de ambos.

A integração entre dados provenientes de Fotogrametria e de sistemas baseados na tecnologia LiDAR (*Light Detection And Ranging*) torna-se atrativa, tendo em vista as características complementares que estas duas fontes de dados possuem. A questão de como combinar estes diferentes dados de uma maneira ideal, para que os seus pontos fracos possam ser compensados de forma eficaz é objeto de decorrentes estudos (YONG e HUAYI, 2008; LIU et al., 2011; ZHAI, 2015).

A Fotogrametria tem sido, e ainda é, uma das formas preferenciais para obter informação tridimensional da superfície terrestre (BRENNER, 2003). Os dados fotogramétricos são caracterizados pela elevada redundância por meio da observação de objetos em múltiplas imagens (HABIB et al., 2004). No entanto, os sistemas LiDAR, que emergiram como uma nova e revolucionária tecnologia de coleta de dados da superfície física da Terra, apresentam certas vantagens em relação aos métodos fotogramétricos convencionais. Uma de suas principais características é a geração de uma densa nuvem de pontos com coordenadas tridimensionais da superfície terrestre de forma rápida e precisa, essencial na modelagem de superfícies, por exemplo.

A capacidade de um sistema LiDAR em determinar pontos 3D na superfície terrestre é o resultado da integração de diversos componentes que trabalham em conjunto. Um típico sistema LiDAR constitui-se de um sistema de varredura LASER, juntamente com um Sistema de Navegação Global por Satélites (GNSS) e um Sistema de Navegação Inercial (INS). O sistema de varredura LASER permite gravar o ângulo de varredura em relação à plataforma do sensor e, além disso, estimar a distância entre o sensor e o alvo, enquanto, o sistema GNSS/INS fornece a posição e orientação da plataforma (HASSAN, 2014).

Uma vez disponível a nuvem de pontos obtida pelo sistema LiDAR, alguns processamentos devem ser realizados visando a geração do modelo digital de superfície (MDS), bem como do modelo digital do terreno (MDT) ou, ainda, do modelo digital de superfície normalizado (MDSn) que, por sua vez, refere-se ao resultado da operação de subtração entre o MDS e MDT (SHAN e TOTH, 2009).

De acordo com Habib et al. (2004), as imagens e os dados LiDAR possuem características distintas que tornam uma ou outra preferencial para certas aplicações. A integração de dados LiDAR e imagens fornece soluções mais precisas, combinando a altimetria do sistema LiDAR e a planimetria de imagens aéreas (AWRANGJEB et al., 2010). A natureza posicional dos dados LiDAR é ideal para o mapeamento de superfícies homogêneas. Por outro lado, carecem de qualidade na representação de objetos que possuem linhas de descontinuidade (HABIB, 2004), ao contrário das imagens que fornecem bordas de feições bem definidas. Entretanto, é importante destacar que, cada vez mais, sistemas LiDAR têm sido aprimorados, possibilitando a obtenção de maior densidade de pontos, fazendo com que objetos que possuem linhas de descontinuidade possam ser representados de forma mais fidedigna.

A extração de contornos de edificações de forma acurada não é uma tarefa trivial, devido às distintas formas geométricas das edificações e à complexidade do ambiente circundante que existe em regiões urbanas, resultando em diversas limitações no processo de extração.

Uma vez reconhecida a natureza complementar dos dados LiDAR e imagens, assim como a complexidade no processo de extração de edificações de forma semi-automática ou automática, diversos estudos têm sido realizados nos últimos anos neste âmbito (MACHADO, 2006; KABOLIZADE et al., 2010; KHOSHELHAM et al., 2010; LIU et al., 2011; ZHAI, 2015).

Apesar dos êxitos atingidos, nota-se o grande interesse no estudo de novas metodologias para a extração de edificações, uma vez que ainda há algumas limitações envolvidas no processo. Uma delas, se refere à qualidade das bordas extraídas a partir de dados LiDAR, em função do processo de amostragem. Deste modo, inicialmente é realizada a extração de bordas a partir dos dados LiDAR, que são utilizadas para guiar a extração de bordas no espaço imagem, por meio de técnicas de processamento e análise de imagens.

Neste contexto, a proposta deste trabalho é a de desenvolver uma metodologia a fim de extrair contornos de telhados de edificações por meio da integração dos dados provenientes do sistema LiDAR e imagens aéreas digitais de uma mesma área urbana.

## **1.1 Objetivos**

### **1.1.1 Objetivo Geral**

O objetivo geral deste trabalho é o desenvolvimento e implementação de uma metodologia para a extração de contornos de telhados de edificações por meio da combinação de dados LiDAR e imagens aéreas digitais.

### **1.1.2 Objetivos Específicos**

Como objetivos específicos têm-se:

- Estudo de técnicas de Processamento de Imagens, como detector de Canny, que possam ser aplicadas nas imagens a fim de identificar os contornos de edificações;
- Implementação de um algoritmo que viabilize a integração dos dados LiDAR e das imagens aéreas digitais, na qual a informação de contorno das edificações, determinadas a partir dos dados LiDAR, seja utilizada no refinamento da extração de bordas sobre as imagens ópticas;
- Aplicação e avaliação experimental da metodologia adotada.

## **1.2 Estrutura do trabalho**

Este trabalho está organizado em 5 capítulos. O Capítulo 1 contempla a introdução ao assunto, motivação e objetivos do trabalho. No Capítulo 2 é apresentada a fundamentação teórica necessária para o desenvolvimento do trabalho. O Capítulo 3 trata do material utilizado e o método proposto. O Capítulo 4 contempla os experimentos realizados e discussão dos resultados e, finalmente, o Capítulo 5 apresenta as conclusões do trabalho.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Esta seção contempla a fundamentação teórica utilizada no desenvolvimento deste trabalho, na qual os seguintes tópicos são contemplados: sistemas de varredura LASER, modelos digitais de superfície, transformação entre referenciais e refinamento de coordenadas, extração de edificações por meio de imagens e dados LiDAR, e segmentação.

### 2.1 Sistema de varredura LASER e seu uso em Fotogrametria

#### 2.1.1 Princípio de geração do LASER

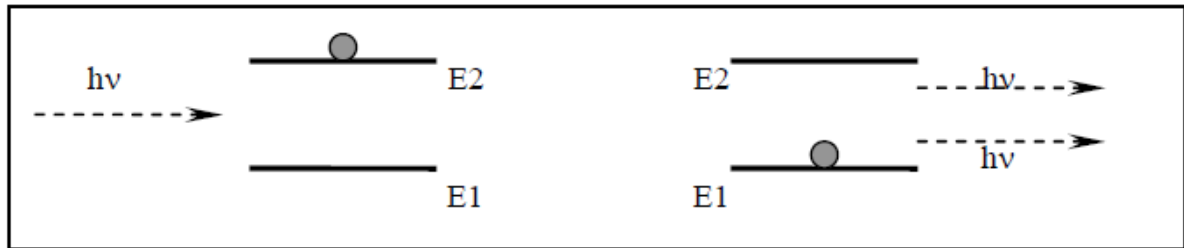
O termo LASER refere-se à amplificação de luz por emissão estimulada da radiação (WEHR e LOHR, 1999).

De acordo com Lohani (2008), a emissão estimulada da radiação é o processo pelo qual um fóton de energia  $h\nu$  (onde  $h$  é a constante de Planck e  $\nu$  é a frequência da radiação) incide num sistema e interage com este sistema produzindo dois fótons. Este efeito ocorre quando se tem um elétron num estado energético  $E_2$  e, após a incidência de um fóton, mais um fóton emerge do sistema, fazendo com que o elétron inicial mude para um estado de menor energia ( $E_1$ ). A repetição deste processo pode gerar um processo em cadeia onde mais fótons são emitidos. Estes fótons possuem algumas características em comum, tais como:

- Mesma energia do fóton incidente;
- Mesma direção;
- Mesma fase;
- Mesmo estado de polarização.

O princípio da emissão estimulada é mostrado na Figura 1.

Figura 1 – Princípio da emissão estimulada.



Fonte: Lohani (2008).

A luz LASER apresenta as seguintes características (BAGNATO, 2001):

- Monocromática: tendo em vista que, a energia carregada pelo fóton estimulante e pelo fóton emitido são as mesmas. Desta forma, o espectro da luz LASER é composto de apenas um comprimento de onda;
- Alta intensidade: a intensidade do feixe LASER pode ser extremamente grande, ao contrário das fontes de luz convencionais, atingindo ordens de  $10^{12}$  W;
- Direcional: o feixe LASER resultante, que é constituído de ondas percorrendo a mesma direção, é bastante estreito; isto é, os fótons emitidos propagam-se na mesma direção, havendo um mínimo de dispersão;
- Coerente: é espacialmente coerente, uma vez que as ondas sucessivas da radiação estão em fase; e temporalmente coerente, pois as ondas têm a mesma direção e o mesmo comprimento de onda.

O LASER pode emitir luz com comprimento de onda que varia de 500 a 1500 nm. No entanto, os valores mais usuais que os sistemas LiDAR utilizam são de 1040 nm, podendo chegar a 1060 nm (BOSSLER et al., 2010).

#### 2.1.1.1 Cálculo da distância entre o sensor LASER e o objeto

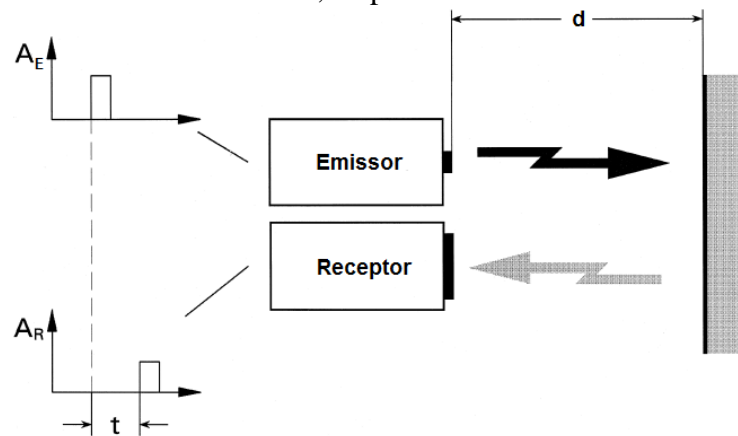
O cálculo da distância entre o emissor/receptor do pulso e a superfície do objeto pode ser realizado por dois métodos: tempo de propagação do pulso e diferença de fase da onda (WEHR e LOHR, 1999).

A determinação da distância pelo tempo de propagação do pulso é realizada pela medição do tempo entre o pulso emitido e o recebido (Figura 2), como segue:

$$d = \frac{t}{2} \cdot c \quad (1)$$

onde  $d$  é a distância entre o sensor e o alvo;  $c$  é a velocidade da luz; e  $t$  é o tempo entre a emissão e a recepção.

Figura 2 – Método do tempo de propagação do pulso.  $A_E$  e  $A_R$  são as amplitudes emitida e recebida, respectivamente.



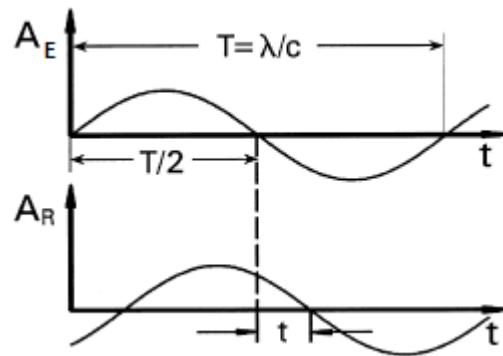
Fonte: Adaptado de WEHR e LOHR (1999).

Se o LASER transmite um sinal contínuo, a distância pode ser calculada também, modulando a intensidade da luz do pulso LASER por uma onda senoidal, por exemplo. A Figura 3 mostra que há um atraso  $t$ , como no caso do método do tempo de propagação do pulso. No entanto, o período  $T$  do sinal é conhecido e ainda, o tempo  $t$  é diretamente proporcional à diferença de fase  $\phi$  entre os sinais recebido e transmitido conforme Equação 2 (WEHR e LOHR, 1999).

$$t = \frac{\phi}{2\pi} T + nT \quad (2)$$

onde  $n$  é o número inteiro dos comprimentos de onda ou de ciclos completos.

Figura 3 – Cálculo da distância pela diferença de fase.



Fonte: Adaptado de WEHR e LOHR (1999).

Nas Equações 3 e 4, o número e período inteiros dos comprimentos de onda serão ignorados, conforme Wehr e Lohr (1999). Como o período  $T$  é inversamente proporcional à frequência  $f$ , o tempo  $t$  pode ser escrito como:

$$t = \frac{\phi}{2\pi f} \quad (3)$$

Sendo assim, se a diferença de fase é medida, a distância do último ciclo completo percorrido pode ser determinada por:

$$d' = \frac{1}{4\pi} \frac{c}{f} \phi \quad (4)$$

### 2.1.2 Sistemas de varredura LASER

Os sistemas de perfilamento baseados na tecnologia LiDAR ou sistemas de varredura LASER ou ainda ALS (*Airborne LASER Scanning*) têm sido considerados uma revolução no que diz respeito à obtenção de MDS. Estes sistemas permitem a geração de um denso conjunto de pontos com coordenadas tridimensionais no espaço objeto. No entanto, segundo El-Sheimy et al. (2005), não há redundância inerente nas superfícies reconstruídas por meio

dos sistemas LiDAR. Dessa forma, a qualidade dos dados obtidos depende da precisão dos parâmetros de calibração dos diferentes componentes do sistema LiDAR.

Um grande diferencial deste sistema é a capacidade de aquisição de dados em áreas de difícil acesso, onde técnicas tradicionais seriam inviáveis. No caso da presença de vegetação, por exemplo, é possível obter informações da copa das árvores, bem como, do relevo (ACKERMANN, 1999), exceto nos casos em que as árvores possuem copas fechadas.

Os principais componentes deste sistema são (BRANDALIZE, 2002):

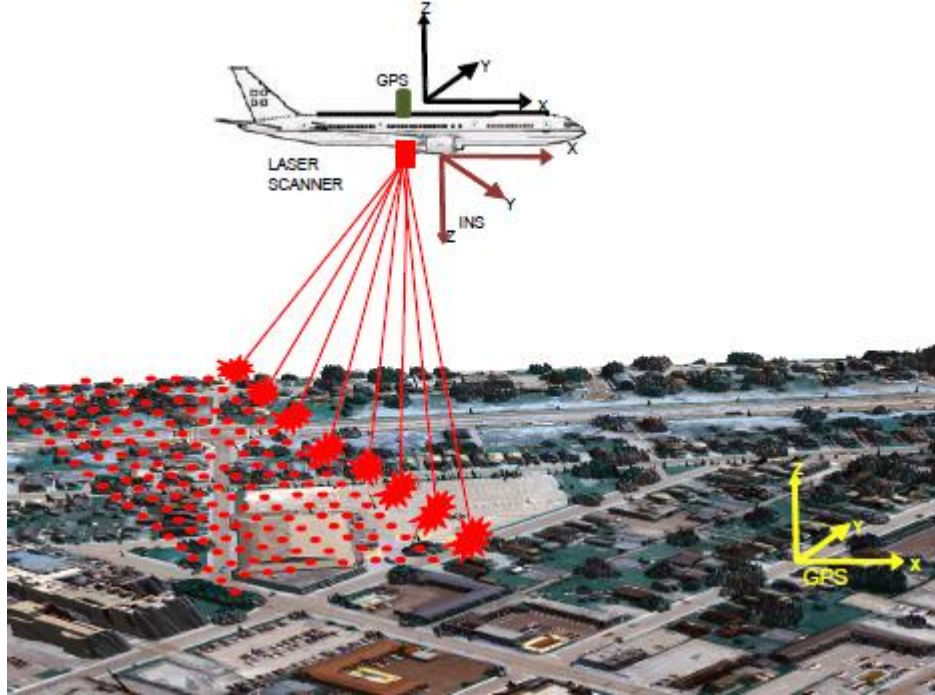
- Sistema de varredura LASER composto pelo gerador do pulso LASER, óptica de transmissão e recepção do raio, detector de sinal, amplificador e outros componentes eletrônicos;
- INS (*Inertial Navigation System*);
- Receptor GNSS (*Global Navigation Satellite System*) e seus respectivos componentes;
- Computador de bordo e respectivos programas para controlar a aquisição dos dados;
- Unidades de armazenamento dos dados brutos do LASER, do receptor GNSS e da Navegação Inercial.

O princípio de funcionamento do sistema de varredura LASER aerotransportado consiste na geração de pulsos LASER em determinada frequência que são direcionados ao terreno (Figura 4). Como explicado na Seção 2.1.1.1, dependendo do sistema, a distância entre o sensor e o objeto é calculada, por meio do tempo de propagação do pulso ou diferença de fase da onda.

Na determinação das coordenadas tridimensionais dos pontos no terreno, o sistema de varredura LASER aerotransportado deve contar com um sistema de posicionamento e orientação (*Position and Orientation System – POS*), composto por meio da integração entre os sistemas GNSS e INS (WEHR e LOHR, 1999).



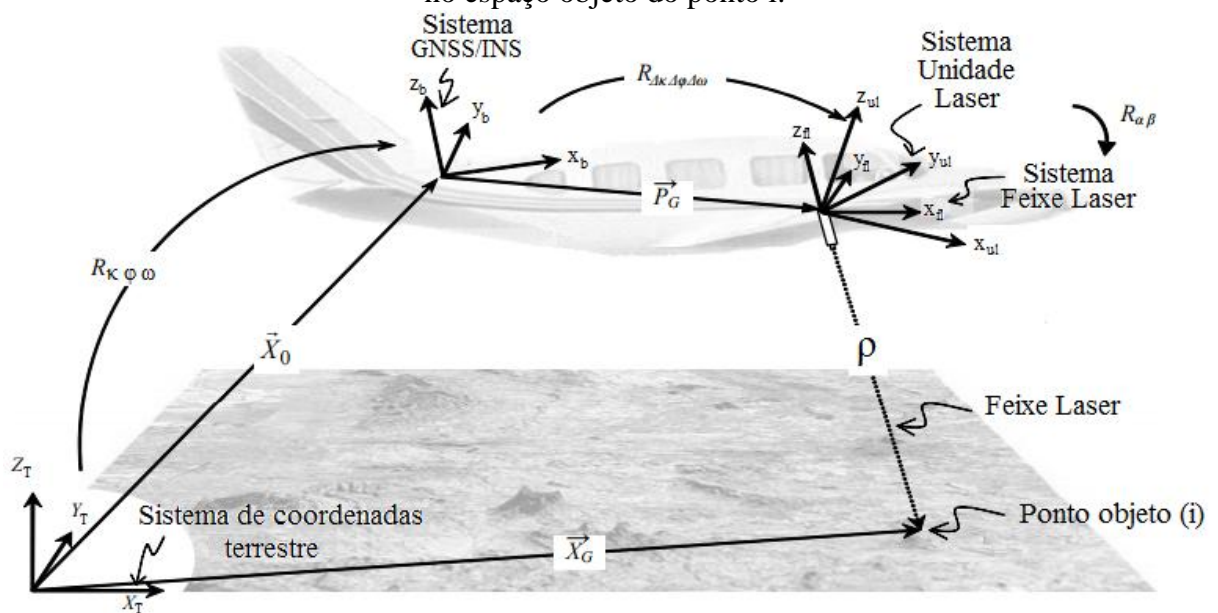
Figura 4 – Princípio de aquisição de dados de um sistema de varredura LASER aerotransportado.



Fonte: Lohani (2008).

Para obter a equação que permite determinar as coordenadas no espaço objeto do ponto  $i$  (Equação 5), como pode-se ver em HABIB et al. (2008), é considerada a relação entre os vetores e os sistemas envolvidos neste processo (Figura 5).

Figura 5 – Parâmetros e sistemas de referência envolvidos na determinação das coordenadas no espaço objeto do ponto  $i$ .



Fonte: Adaptado de Habib et al. (2008).

$$\vec{X}_G = \vec{X}_0 + R_{\kappa \varphi \omega} \vec{P}_G + R_{\kappa \varphi \omega} R_{\Delta\kappa \Delta\varphi \Delta\omega} R_{\alpha \beta} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -\rho \end{bmatrix} \quad (5)$$

onde  $\vec{X}_G$  é o vetor das coordenadas do ponto  $i$  no sistema de coordenadas terrestre;

$\vec{X}_0$  é o vetor das coordenadas de origem do sistema de coordenadas do INS no sistema de coordenadas terrestre;

$R_{\kappa \varphi \omega}$  é a matriz de rotação entre o sistema de coordenadas GNSS/INS e o sistema de coordenadas terrestre;

$R_{\Delta\kappa \Delta\varphi \Delta\omega}$  é a matriz de rotação entre o sistema de coordenadas GNSS/INS e o sistema de coordenadas da unidade LASER, em que  $\Delta\kappa$ ,  $\Delta\varphi$  e  $\Delta\omega$  são chamados ângulos de *boresight*;

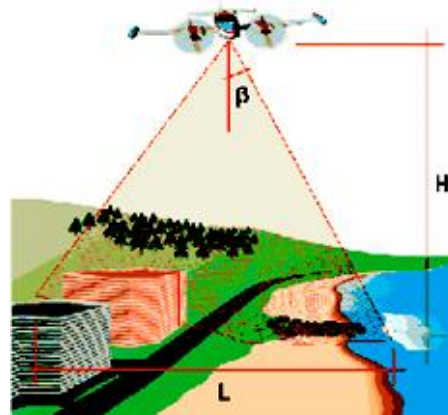
$\vec{P}_G$  é o vetor translação entre a origem do sistema de coordenadas GNSS/INS e a origem do sistema de coordenadas da unidade LASER;

$R_{\alpha \beta}$  é a matriz de rotação entre o sistema de coordenadas da unidade LASER e o sistema de coordenadas do raio LASER, em que  $\alpha$  e  $\beta$  são chamados de ângulos de varredura;

$\rho$  é a distância entre a origem do sistema de coordenadas da unidade LASER e o ponto objeto  $i$  no terreno.

A densidade e a distribuição dos pontos no terreno dependem dos ângulos ( $\alpha$ ,  $\beta$ ), frequência e sistema de varredura empregados, assim como da velocidade da aeronave e altura de voo  $H$  (Figura 6) (BRANDALIZE, 2002). De acordo com Ackermann (1999), considerando uma altura de voo de aproximadamente 1000 m e uma frequência de varredura entre 2 kHz a 25 kHz podem-se ter densidades que variam de 1 ponto/m<sup>2</sup> até 20 pontos/m<sup>2</sup> no terreno. Mais detalhes sobre o efeito destes parâmetros na densidade e distribuição dos dados LiDAR podem ser encontrados em Brandalize (2002) e Dalmolin e Santos (2003).

Figura 6 – Largura da faixa abrangida pela varredura LASER.



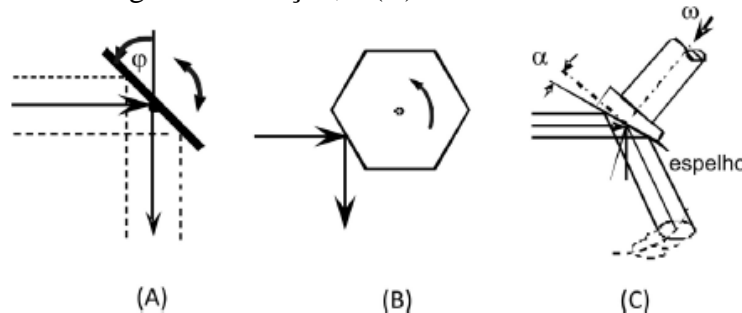
Fonte: Brandalize (2002).

Há diferentes princípios ou métodos de varredura que o LASER scanner emprega e, de cada princípio ou método, resulta um padrão de varredura característico, ou seja, uma forma específica de como se encontram distribuídos, sobre a faixa do terreno amostrada, os pontos medidos (BRANDALIZE, 2004).

Dentre os tipos de espelho de varredura óptico mecânico (Figura 7), podem ser citados (WEHR e LOHR, 1999):

- Espelho oscilante;
- Polígono de rotação; e
- Varredura Palmer.

Figura 7 – Mecanismos do espelho de varredura óptico mecânico: (A) Espelho oscilante; (B) Polígono de rotação; e (C) Varredura Palmer.



Fonte: Adaptado de Wehr e Lohr (1999).

### 2.3 Modelos digitais de superfície

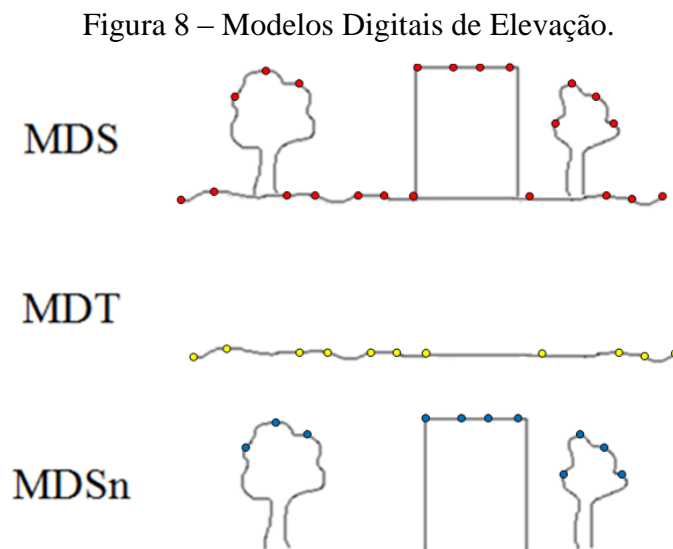
Na literatura são encontradas inúmeras nomenclaturas para referir-se aos mesmos modelos digitais de superfície. Dentre os termos mais comuns, têm-se o Modelo Digital de Elevação (MDE), MDT e MDS. A seguir são apresentadas as definições consideradas neste trabalho.

Paparoditis e Polidori (2002) definem o MDE como a representação de dados de elevação do terreno, mas também de qualquer objeto acima dele, tais como vegetação e edificações. Como se percebe, este termo é empregado para definir qualquer tipo de dados de elevação da superfície terrestre.

Segundo Miller e LaFlamme<sup>1</sup> (1958 *apud* EL-SHEIMY et al., 2005, p. 01), o MDT é uma representação estatística da superfície contínua do terreno, por meio de um grande número de pontos selecionados, onde suas coordenadas X, Y e Z são conhecidas num determinado sistema de referência. Para El-Sheimy et al. (2005), o MDT é o modelo que envolve além de alturas e elevações, feições presentes em SIGs tais como rios e divisores d'água. De maneira geral, o MDT é considerado como o modelo que inclui dados planimétricos e altimétricos do relevo.

Quando a informação contém a maior elevação de cada ponto, proveniente do terreno ou acima dele (como árvores e feições antrópicas), o modelo é chamado de MDS (PAPARODITIS e POLIDORI, 2002). Caso estejam presentes somente pontos acima do terreno, o modelo pode ser tratado como MDSn, que pode ser obtido pela subtração do MDS pelo MDT (ou seja,  $MDSn = MDS - MDT$ ).

A Figura 8 mostra os diferentes tipos de MDEs.



Fonte: Elaborado pelo autor.

<sup>1</sup> MILLER, C.L.; LA FLAMME, R.A. The Digital Terrain Model - Theory and Application. **Photogrammetric Engineering**. Vol. XXIV, p. 433-442. 1958.

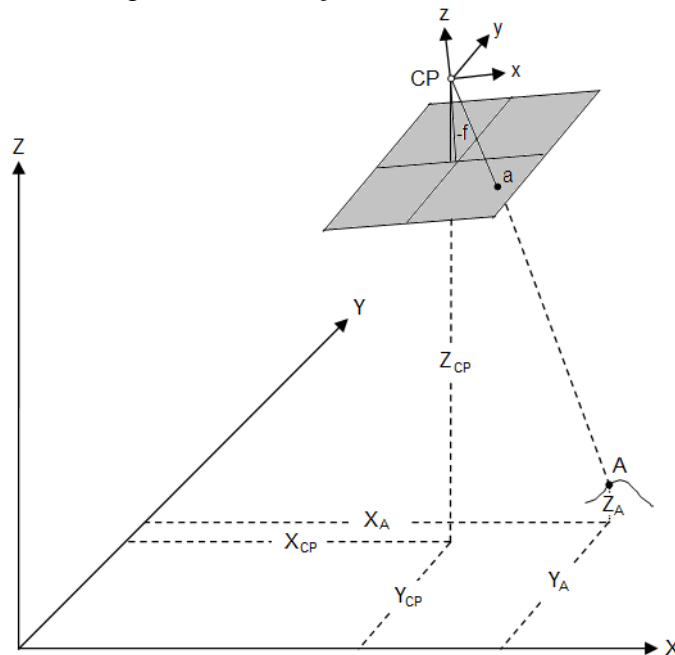
## 2.4 Transformação entre referenciais e refinamento de coordenadas

### 2.4.1 Transformação do sistema cartesiano local para o sistema fotogramétrico

O modelo matemático tradicionalmente utilizado para relacionar o sistema do espaço imagem com o sistema do espaço objeto são as equações de colinearidade.

A Equação 6 é deduzida com base na condição de que o ponto A no espaço objeto, seu correspondente no espaço imagem “a” e o centro perspectivo (CP) pertencem a uma mesma reta (WOLF e DEWITT, 2000) (Figura 9).

Figura 9 – Condição de colinearidade.



Fonte: Adaptado de Wolf e Dewitt (2000).

$$x_a = x_0 - f \frac{m_{11}(X_A - X_{CP}) + m_{12}(Y_A - Y_{CP}) + m_{13}(Z_A - Z_{CP})}{m_{31}(X_A - X_{CP}) + m_{32}(Y_A - Y_{CP}) + m_{33}(Z_A - Z_{CP})}$$

(6)

$$y_a = y_0 - f \frac{m_{21}(X_A - X_{CP}) + m_{22}(Y_A - Y_{CP}) + m_{23}(Z_A - Z_{CP})}{m_{31}(X_A - X_{CP}) + m_{32}(Y_A - Y_{CP}) + m_{33}(Z_A - Z_{CP})}$$

onde  $f$  é a distância focal;  $(x_a, y_a)$  são as coordenadas fotogramétricas do ponto  $a$ ;  $(x_0, y_0)$  são coordenadas do ponto principal no referencial fotogramétrico;  $(X_A, Y_A, Z_A)$  são as

coordenadas do ponto A no sistema referencial do espaço objeto;  $(X_{CP}, Y_{CP}, Z_{CP})$  são as coordenadas do CP no sistema referencial do espaço objeto; e  $m_{ij}$  são os elementos da matriz de rotação  $M_{\kappa \varphi \omega}$ . A Equação 6 reflete um caso ideal, no qual apenas a posição do ponto principal é considerada, enquanto as influências da refração atmosférica e das distorções inerentes à câmara são desprezadas.

A matriz de rotação  $M_{\kappa \varphi \omega}$  é dada por (MIKHAIL et al., 2001):

$$M_{\kappa \varphi \omega} = \begin{bmatrix} \cos \varphi \cos \kappa & \cos \kappa \sin \varphi \sin \omega + \sin \kappa \cos \omega & \sin \kappa \sin \omega - \cos \kappa \sin \varphi \cos \omega \\ -\cos \varphi \sin \kappa & \cos \kappa \cos \omega - \sin \kappa \sin \varphi \sin \omega & \cos \kappa \sin \omega + \sin \kappa \sin \varphi \cos \omega \\ \sin \varphi & -\sin \omega \cos \varphi & \cos \omega \cos \varphi \end{bmatrix} \quad (7)$$

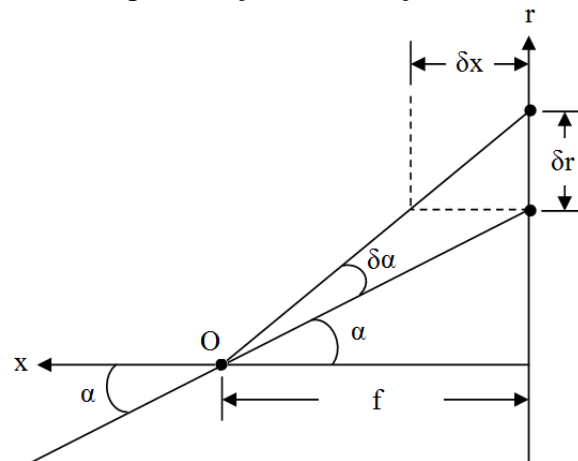
#### 2.4.2 Modelos matemáticos para correção de erros sistemáticos

No modelo matemático mostrado na Equação 6, os parâmetros de orientação interior explícitos são a distância focal  $f$  e a posição do ponto principal  $(x_0, y_0)$ . Além destes, os parâmetros inerentes ao sistema óptico devem ser incorporados. Dentre eles, pode-se mencionar: a distorção radial simétrica e distorção descentrada (GALO e TOMMASELLI, 2011).

##### 2.4.2.1 Distorção radial simétrica

A distorção radial simétrica pode ser definida como a parcela não desejável da refração sofrida por um raio de luz ao atravessar o conjunto de lentes (ANDRADE, 1998). Desta forma, um raio luz que forma um ângulo  $\alpha$  com o eixo óptico antes de incidir pelas lentes da câmara, resultará em um ângulo  $\alpha + \delta\alpha$ , de forma a causar um deslocamento  $\delta r$  na posição do ponto na imagem como é mostrado na Figura 10.

Figura 10 – Representação da distorção radial simétrica.



Fonte: Adaptado de Andrade (1998).

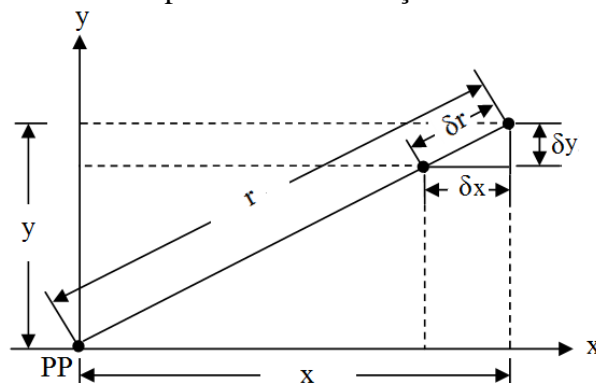
Como pode-se ver em Andrade (1998), para que o deslocamento radial simétrico fosse nulo, seria necessário que o plano focal se deslocasse positivamente ao longo do eixo  $x$ , de uma distância  $\delta x$  conhecida como distorção longitudinal. Conrady (1919) desenvolveu um modelo para o cálculo da distorção radial simétrica por meio da seguinte função polinomial:

$$\delta r = K_1 \cdot r^3 + K_2 \cdot r^5 + K_3 \cdot r^7 + \dots \quad (8)$$

onde  $K_i$  são os coeficientes da função polinomial obtidos na calibração de câmaras; e  $r$  é a distância radial do ponto medido ao ponto principal  $(x_0, y_0)$  que, por sua vez, é a origem do sistema fotogramétrico.

A Figura 11 mostra o efeito da distorção radial simétrica nas coordenadas fotogramétricas de um ponto na imagem, ou seja, as componentes da distorção em  $x$  e  $y$ .

Figura 11 – Componentes da distorção radial simétrica.



Fonte: Adaptado de Andrade (1998).

As componentes  $\delta x$  e  $\delta y$  podem ser obtidas pela semelhança de triângulos mostrada na Figura 11 (WOLF e DEWITT, 2000).

$$\frac{\delta r}{r} = \frac{\delta x_{\text{rad\_sim}}}{x} = \frac{\delta y_{\text{rad\_sim}}}{y} \quad (9)$$

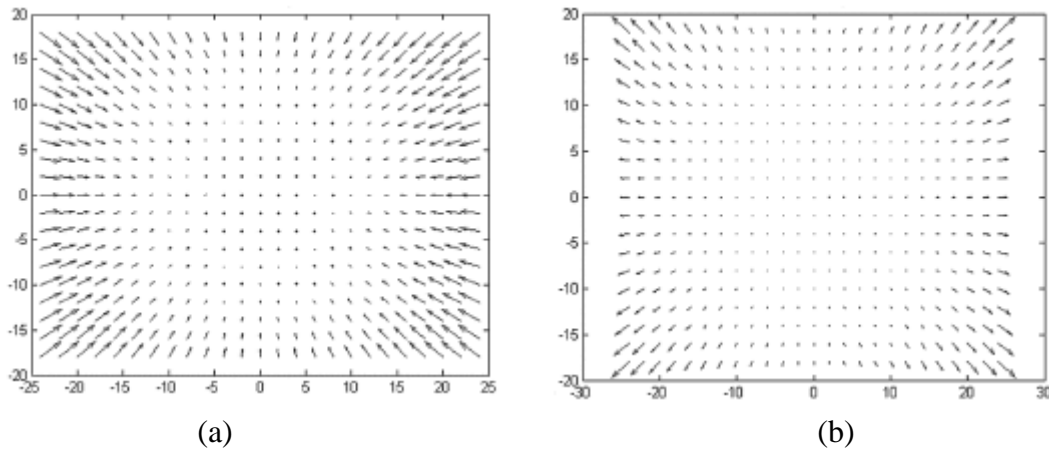
Desenvolvendo a Equação 9, obtém-se:

$$\delta x_{\text{rad\_sim}} = x \frac{\delta r}{r} = x \cdot (K_1 \cdot r^2 + K_2 \cdot r^4 + K_3 \cdot r^6 + \dots) \quad (10)$$

$$\delta y_{\text{rad\_sim}} = y \frac{\delta r}{r} = y \cdot (K_1 \cdot r^2 + K_2 \cdot r^4 + K_3 \cdot r^6 + \dots)$$

A Figura 12 mostra os efeitos da distorção radial simétrica, no plano imagem, para dois sistemas ópticos distintos.

Figura 12 – Efeitos da distorção radial simétrica no plano imagem: (a) Distorção na forma de barril; (b) Distorção na forma de almofada.



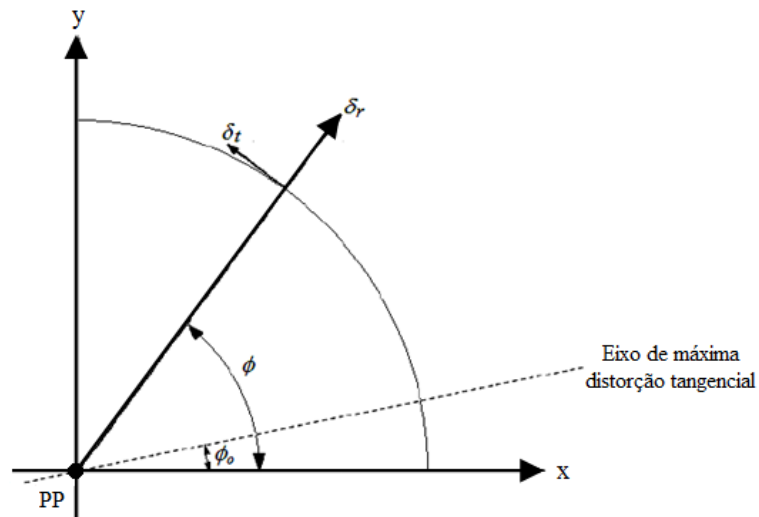
Fonte: Galo e Tommaselli (2011).



### 2.4.2.2 Distorção descentrada

Outra distorção associada ao sistema de lentes é a distorção descentrada que, por sua vez, ocorre devido à impossibilidade do perfeito alinhamento dos eixos ópticos das lentes da objetiva em seu processo de fabricação, resultando em deslocamentos na imagem. Esta distorção é composta por duas componentes: radial assimétrica ( $\delta_r$ ) e tangencial ( $\delta_t$ ) (ANDRADE, 1998) (Figura 13).

Figura 13 – Componentes radial simétrica e tangencial.



Fonte: Adaptado de Mikhail (2001).

O cálculo da distorção descentrada (Equação 11) pode ser realizado por meio de um agrupamento de parâmetros realizado por Brown (1966).

$$\delta x_{\text{descentrada}} = P_1 (r^2 + 2 x^2) + 2.P_2.x.y \quad (11)$$

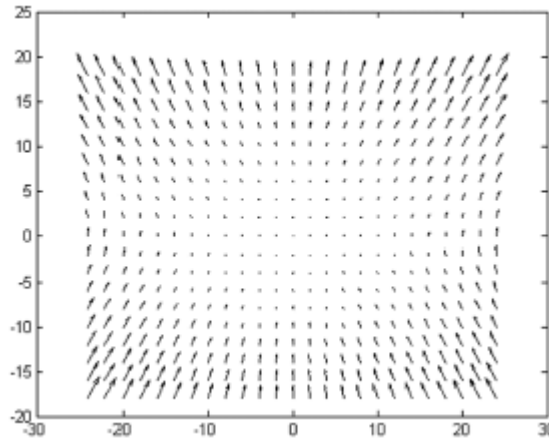
$$\delta y_{\text{descentrada}} = 2.P_1.x.y + P_2 (r^2 + 2 y^2)$$

onde  $r$  é a distância do ponto medido ao ponto principal;  $P_i$  são os coeficientes da distorção descentrada estimados no processo de calibração de câmaras; e  $(x, y)$  são as coordenadas fotogramétricas.

A Equação 11 é conhecida por modelo de Conrady-Brown, uma vez que foi proposto por A. E. Conrady em 1919 e, posteriormente, modificado por D. C. Brown em 1966 (GALO e TOMMASELLI, 2011).

A Figura 14 mostra o comportamento da distorção descentrada para uma câmara digital.

Figura 14 – Comportamento da distorção descentrada para uma câmara digital.



Fonte: Galo e Tommaselli (2011).

#### 2.4.2.3 Modelo de afinidade

O modelo de afinidade permite modelar a não ortogonalidade dos eixos do sistema de referência e diferenciais de escala entre os eixos. Este modelo não está relacionado com o sistema de lentes da câmara, ao contrário das distorções radial simétrica e descentrada (GALO e TOMASELLI, 2011). Diversos modelos de afinidade foram propostos. O modelo originalmente proposto por Moniwa (1972) foi desenvolvido para aplicações a curta distância e pode ser escrito como:

$$\delta x_a = A (y' - y_0) \tag{12}$$

$$\delta y_a = B (y' - y_0)$$

onde A e B são parâmetros que podem ser relacionados com o ângulo de não ortogonalidade ( $\beta$ ) e com um diferencial de escala em y (dy) por  $A = (dy \times \sin \beta)$  e  $B = dy \times \cos (\beta)^{-1}$ .

Este modelo foi modificado por Tommaselli e Tozzi (1990), de modo a incorporar o diferencial de escala em x, ao invés do diferencial de escala em y, para o uso de imagens adquiridas com câmara digital. Desta forma, o modelo passou a ser escrito como:

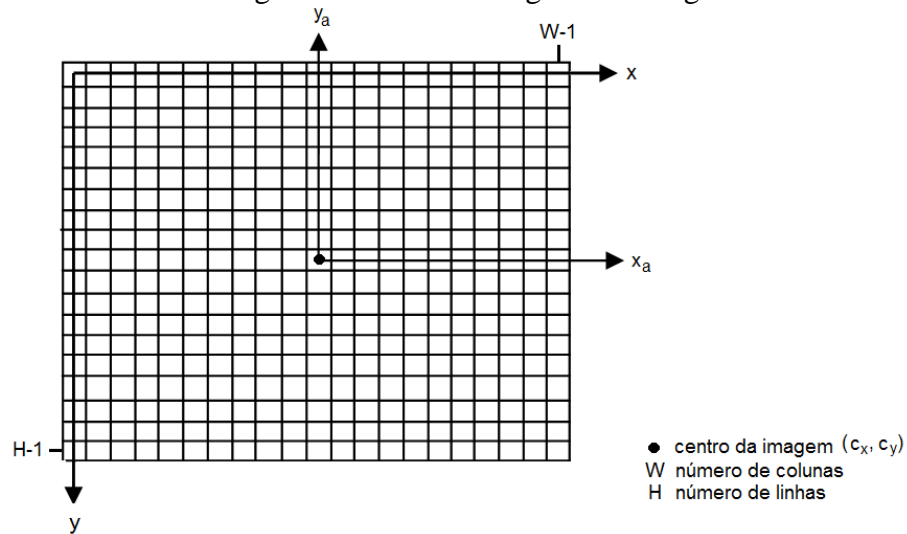
$$\begin{aligned}\delta x_a &= A (x' - x_0) \\ \delta y_a &= B (x' - x_0)\end{aligned}\tag{13}$$

Outras versões destes modelos são utilizadas com o mesmo propósito e podem ser encontradas em Habib e Morgan (2005), ILBM (2007) e Galo e Tommaselli (2011).

#### 2.4.3 Transformação do sistema fotogramétrico para o sistema de imagem

Uma vez tendo as coordenadas fotogramétricas corrigidas  $(x, y)_c$  das distorções das lentes, pode-se transformá-las para o sistema de imagem. Considerando que a fotografia foi adquirida a partir de uma câmara digital, o sistema equivalente ao fiducial pode ser adotado como sendo o sistema com origem no centro da matriz de sensores, cuja posição é dada por  $(c_x, c_y)$  (GALO e TOMMASELLI, 2011) (Figura 15).

Figura 15 – Sistemas de imagem e sistema dextrogiro com origem no centro da imagem.



Fonte: Adaptado de Galo e Tommaselli (2011).

Para transformar um pixel na posição  $(c, l)$ , expressa em pixels, para o sistema com origem no centro da matriz de sensores, faz-se necessário fazer translações em  $c$  e  $l$  e uma reflexão no eixo  $y$ . Além disso, para a obtenção de grandezas no sistema métrico, deve-se conhecer a dimensão dos pixels ( $S_x$  e  $S_y$ ) em  $x$  e  $y$ , respectivamente. Desta forma, tem-se:

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_x(c - c_x) \\ -S_y(l - c_y) \end{bmatrix} \quad (14)$$

onde  $(c_x, c_y)$  é o centro da imagem.

Desenvolvendo a Equação 14, podem-se obter os valores das coordenadas  $(c, l)$ :

$$\begin{bmatrix} c \\ l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_c/S_x + c_x \\ -\left(y_c/S_y\right) + c_y \end{bmatrix} \quad (15)$$

## 2.5 Extração de edificações por meio de imagens digitais e dados LiDAR

A combinação de dados obtidos por meio da Fotogrametria e da tecnologia LiDAR para a extração de edificações é de grande valia, tendo em vista a complementação de informações que estas fontes de dados proporcionam. Shan e Toth (2009) estabeleceram alguns elementos de comparação entre estes dados como podem ser verificados no Quadro 1.

Quadro 1 – Elementos de comparação entre sistema LiDAR e Fotogrametria.

<b>Elementos comparativos</b>	<b>Sistema LiDAR</b>	<b>Fotogrametria</b>
Período possível de coleta de dados	Dia ou noite	Dia
Acurácia posicional	Maior em altimetria	Maior em planimetria
Linhas de descontinuidade	Baixa densidade posicional	Alta densidade posicional
Áreas homogêneas	Alta densidade de informação	Baixa informação posicional
Informação semântica	Baixa	Alta

Fonte: Adaptado de Shan e Toth (2009).

Devido ao processo de amostragem dos sistemas LiDAR e dependendo da densidade de pontos destes sistemas, não é possível garantir que os pontos das bordas de um telhado, por exemplo, sejam amostrados. Deste modo, se forem disponíveis imagens ópticas de alta qualidade, os dados fotogramétricos podem ser utilizados para a obtenção de contornos de telhados com maior qualidade. A situação se inverte quando se deseja obter faces e determinar a orientação de telhados, por exemplo. Na Fotogrametria, a determinação de pontos correspondentes em regiões homogêneas, a partir de duas imagens, como as faces de telhados, apresenta problemas devido à ambiguidade, enquanto que os dados LiDAR são abundantes, de alta qualidade altimétrica nestas regiões e, desta forma, permitem a extração acurada de cumeeiras de telhados por meio da intersecção de planos. Por fim, a qualidade da informação semântica nas duas fontes de dados apresenta grande distinção. Efetivamente, os dados LiDAR são de caráter posicional, apresentando, portanto, pouca qualidade semântica, ao contrário das imagens que possibilitam a atribuição de significado semântico com alto grau de detalhamento (DAL POZ, 2009).

Nos últimos anos, a integração de imagens e dados LiDAR para a extração de edificações tem sido objeto de inúmeras pesquisas. Fujii e Arikawa (2002) descreveram um método que utiliza dados LiDAR e imagens aéreas para a reconstrução tridimensional de objetos urbanos, geralmente edificações. O método proposto consistia em duas etapas: modelagem do objeto por meio de imagens de elevação; e mapeamento de texturas utilizando

imagens aéreas. Um procedimento que calcula a diferença de altura entre pixels vizinhos em uma linha de varredura nas imagens de elevação foi realizado para tornar menos dificultosa a extração, de forma a identificar os segmentos de linha que formam os contornos de objetos. A abordagem adotada também permitiu o registro automático de imagens aéreas em relação aos modelos 3D para o mapeamento de textura. Para tanto, a correspondência entre os contornos projetados de modelos 3D e contornos reais dos objetos nas imagens aéreas foi determinada. Além disso, a técnica Transformada de Hough generalizada foi aplicada a fim de minimizar falsas correspondências.

Machado (2006) combinou imagem tomada por câmara digital não-fotogramétrica com dados de varredura LASER para a extração de contornos de edificação de forma automática. Para tanto, primeiramente a imagem é segmentada de acordo com suas cores, no espaço de cores CieLuv, via algoritmo de deslocamento pela média (*mean shift*). Por fim, é realizada uma filtragem dos segmentos gerados na etapa anterior, em concordância com informações de cores (tons de verde de vegetação), altitude média de regiões frente a regiões vizinhas e grau de simplificação do polígono envolvente (Douglas-Peucker), sempre com objetivo de identificar edificações.

Habib et al. (2011) estabeleceram uma metodologia para a geração automática de modelos de edificação, integrando técnicas orientadas a dados e a modelo, combinando as vantagens da imagem óptica e dados LiDAR. Os procedimentos foram compostos de três etapas: pré-processamento, ou seja, calibração da câmara e do sistema LiDAR para a garantia e controle de qualidade dos dados fotogramétricos e LiDAR, assim como o registro das duas fontes de dados; segmentação e detecção de bordas de Canny aplicados nas imagens por meio de uma abordagem orientada a dados; e geração de modelos baseada em primitivas retangulares (algoritmo recursivo MBR – *Minimum Bounding Rectangle*). Os valores aproximados iniciais para os modelos foram derivados dos dados LiDAR de forma automática, desta forma, eliminando a necessidade de intervenção humana.

Cheng et al. (2012) utilizaram uma abordagem de integração de dados LiDAR e múltiplas imagens para a reconstrução automática 3D de modelos de telhado de edifícios. Como etapas principais desta abordagem destacam-se: segmentação dos pontos pertencentes ao telhado; e reconstrução tridimensional do modelo do telhado. Uma segmentação realizada de modo hierárquica *coarse-to-fine* dos dados LiDAR foi realizada e o seu refinamento foi feito por meio da técnica *Shrink-Expand* que utiliza informações espectrais e de textura para a remoção de pontos segmentados como telhado erroneamente. Um mecanismo de integração baseado em pontos incorporou os pontos do telhado segmentados e as linhas 2D extraídas das

múltiplas imagens ópticas para a determinação de linhas no espaço 3D, com o qual os modelos tridimensionais de telhados foram reconstruídos.

Grigillo e Kanjir (2012) utilizaram um MDS gerado por meio dos dados LiDAR e ortoimagens com o intuito de extrair automaticamente edificações e vegetação. Primeiramente, foi criada uma máscara inicial de edificação por meio do MDSn. Na sequência, a vegetação foi eliminada dessa máscara inicial utilizando as ortoimagens. A máscara final de edificação foi obtida empregando várias operações morfológicas e as edificações foram vetorizadas utilizando a técnica Transformada de *Hough*. A extração automática de objetos naturais como árvores foi realizada nas ortoimagens a partir de uma classificação orientada a objetos. Após a segmentação de imagens, os segmentos foram classificados com base em seus atributos (espacial, espectral, textura e geométrico) utilizando um conjunto de regras de classificação.

Marcato e Dal Poz (2014) propuseram um método de refinamento geométrico de telhados 3D extraídos dos dados LASER por meio do uso de uma imagem aérea de alta-resolução e modelos de campo aleatório de *Markov* (MRF – *Markov Random Field*). No método proposto, desenvolve-se uma descrição MRF para agrupamento de retas, em que cada lado de contorno e cumeeira projetado é assumido como topologicamente correto, sendo necessário apenas melhorar sua acurácia. Formula-se o modelo MRF por meio de relações (de comprimento, proximidade e orientação) entre o polígono projetado e as retas extraídas da imagem e, também, em injunções de retangularidade e quina. Sendo assim, minimiza-se a função de energia associada à descrição MRF via algoritmo genético, de forma a obter um agrupamento de retas para cada telhado. Por fim, o agrupamento de retas é reconstruído topologicamente com base na topologia do correspondente polígono projetado no espaço imagem.

Chang et al. (2014) desenvolveram um método que integra dados LiDAR e imagens aéreas visando a detecção acurada de contornos de edificações. Para tanto, os dados LiDAR são segmentados a fim de obter os pontos de contorno das edificações que são projetados nas imagens. Então, é gerada uma região de *buffer* para cada edificação nas imagens, onde linhas são extraídas. Na sequência, é realizado um procedimento para definir a linha que representa o contorno da edificação dentro do *buffer*. Por fim, polígonos fechados são gerados para cada edificação.

Zhai (2015) desenvolveu uma metodologia para a detecção de edificações integrando dados LiDAR e imagem aérea. Considerando os princípios de segmentação de imagens, implementou uma nova técnica para segmentar imagens combinando as vantagens dos dados

LiDAR com as das imagens. Primeiramente, o processo de seleção de pontos sementes é realizado de forma automática. Desta forma, o crescimento de região é realizado combinando a elevação dos dados LiDAR, a visibilidade no MDS e a radiometria das imagens na segmentação. Por meio desta combinação, os pixels com altura, visibilidade e característica espectral similares são agrupados em uma única região, na qual acredita-se representar a edificação.

## 2.6 Segmentação

Segundo Baxes (1994), a segmentação é qualquer operação que destaca ou, de alguma forma, isola objetos individuais em uma imagem. Para Gonzalez e Woods (2010), a segmentação subdivide uma imagem em regiões ou objetos que a compõem.

A maioria dos algoritmos de segmentação é baseada em uma de duas categorias relacionadas às propriedades básicas de valores de intensidade: descontinuidade e similaridade. Na primeira categoria, os algoritmos procuram dividir uma imagem com base nas mudanças bruscas de intensidade, como as bordas. Na segunda categoria, as abordagens principais estão baseadas na divisão de uma imagem em regiões que sejam semelhantes, com base em um conjunto de critérios predefinidos (GONZALEZ e WOODS, 2010).

### 2.6.1 Segmentação por detecção de bordas

Segundo Ziou e Tabbone (1998), a detecção de bordas consiste no processo em que se obtêm características de interesse de um objeto na imagem, incluindo descontinuidades de características fotométricas, geométricas e físicas dos objetos. Neste processo geralmente são aplicados operações de detecção de variações de brilho na imagem, ou seja, operadores que determinam o gradiente local.

É possível detectar mudanças abruptas do nível de cinza em torno do pixel em estudo, ou em uma descontinuidade próxima ao mesmo, com a finalidade de encontrar bordas utilizando as derivadas de primeira ou de segunda ordem (GONZALEZ e WOODS, 2010).



A ferramenta ideal para encontrar a intensidade e a direção da borda na posição  $(x, y)$  de uma imagem é o gradiente local, denotado por  $\nabla f$  e definido como o vetor (GONZALEZ e WOODS, 2010):

$$\nabla f = \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (16)$$

A magnitude do vetor  $\nabla f$  denominado  $M(x, y)$  pode ser escrito como:

$$M(x, y) = \text{mag}(\nabla f) = \sqrt{g_x^2 + g_y^2} \quad (17)$$

onde  $M(x, y)$  é o valor da taxa de variação na direção do vetor gradiente.

A direção do gradiente é dada pelo ângulo  $\alpha$  medido em relação ao eixo  $x$ :

$$\alpha(x, y) = \text{arctg} \left[ \frac{g_y}{g_x} \right] \quad (18)$$

A detecção de bordas por meio das derivadas de primeira ordem pode ser realizada por alguns operadores, tais como: Roberts, Prewitt e Sobel. Além destes, diversas máscaras de convolução podem ser construídas para tal finalidade.

### 2.6.1.1 Detector de Canny

Outro detector de bordas existente é o proposto por Canny (1986). Ele diferencia-se dos operadores citados devido à sua sólida fundamentação teórica, cuja complexidade está muito longe da trivialidade dos operadores convencionais de borda como destacam Vale e Dal Poz (2002).

A abordagem feita por Canny é baseada em três critérios básicos (CANNY, 1986):

- Baixa taxa de erro: Consiste na maximização da razão sinal/ruído SNR (*signal-to-noise ratio*), pois quanto maior for esta razão, maior será a probabilidade de se detectar

uma borda na imagem. Desta forma, as bordas detectadas devem ser as mais próximas possíveis das bordas verdadeiras.

- Boa localização (L): Os pontos marcados pelo detector como pontos de bordas devem estar tão próximos quanto possível do centro da borda verdadeira.
- Resposta única para um ponto de borda: o detector de bordas deverá identificar um único pixel de borda onde existe uma única borda verdadeira.

#### 2.6.1.1.1 Algoritmo do detector de bordas de Canny

Para a aplicação do detector de bordas de Canny a uma imagem de entrada  $I[i, j]$  deve-se inicialmente realizar a suavização desta imagem com o filtro Gaussiano (VALE e DAL POZ, 2002). O resultado refere-se a uma matriz suavizada  $S[i, j]$  dada por:

$$S[i, j] = G[i, j, \sigma] * I[i, j] \quad (19)$$

onde  $*$  denota a operação de convolução;  $G[i, j, \sigma]$  é o filtro Gaussiano; e  $\sigma$  é o desvio-padrão da Gaussiana, responsável pelo controle do grau de suavização.

Na sequência, o gradiente da matriz suavizada  $S[i, j]$  pode ser computado por uma máscara  $2 \times 2$  de aproximações de primeira diferença, gerando, desta forma, duas matrizes de derivadas parciais: derivada em  $x$  ( $P_x[i, j]$ ) e derivada em  $y$  ( $P_y[i, j]$ ) (VALE e DAL POZ, 2002):

$$P_x[i, j] \cong \frac{S[i, j+1] - S[i, j] + S[i+1, j+1] - S[i+1, j]}{2} \quad (20)$$

$$P_y[i, j] \cong \frac{S[i, j] - S[i+1, j] + S[i, j+1] - S[i+1, j+1]}{2} \quad (21)$$

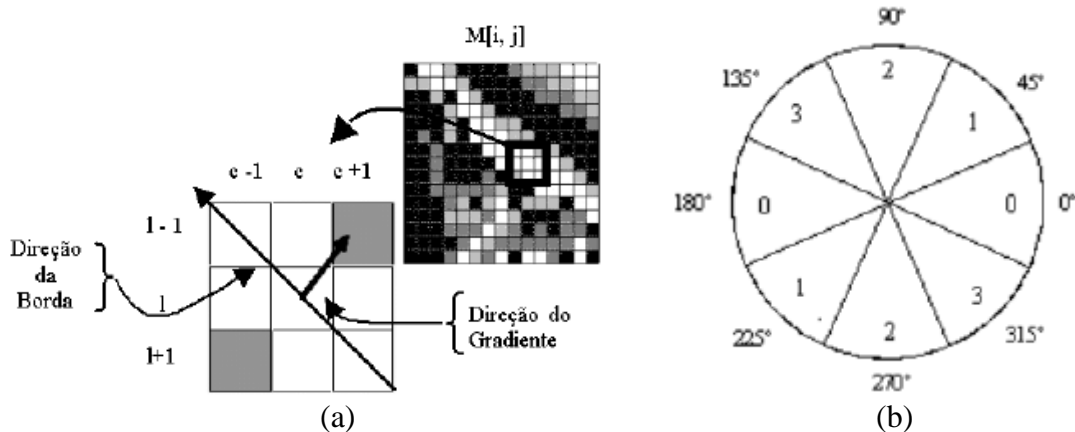
A magnitude e orientação do gradiente podem ser computadas por meio das equações de conversão de coordenadas retangulares para coordenadas polares (VALE e DAL POZ, 2002):

$$M[i, j] = \sqrt{P_x[i, j]^2 + P_y[i, j]^2} \quad (22)$$

$$\theta[i, j] = \arctg\left(\frac{P_x[i, j]}{P_y[i, j]}\right) \quad (23)$$

A próxima etapa consiste na aplicação do método de supressão não máxima, que permite obter uma melhor localização para a borda por meio da matriz  $M[i, j]$ . Este método consiste em buscar valores de pixels que são máximos locais na direção do gradiente da imagem e eliminar aqueles cujos valores não são máximos locais (Figura 16).

Figura 16 – Supressão não máxima: (a) Esquema de supressão não máxima para  $\theta = 45^\circ$ ; e (b) Setores considerados para a supressão não máxima.



Fonte: Vale e Dal Poz (2002).

A Figura 16a mostra o caso onde o pixel central  $(c, l)$  é analisado. Sabendo que o valor de  $(c, l)$  é um máximo local e a direção do gradiente é de  $45^\circ$ , uma máscara  $3 \times 3$  percorre  $M[i, j]$  e compara a magnitude do gradiente do pixel central  $(c, l)$  com a magnitude de seu vizinho no sentido do gradiente  $(c + 1, l - 1)$  e, também, com a magnitude de seu vizinho no sentido contrário ao do gradiente  $(c - 1, l + 1)$ . Desta forma, verifica-se que os pixels em cinza terão seus valores igualados a zero. Na Figura 16b, pode-se observar a limitação do ângulo  $\theta[i, j]$  em um dos quatro setores (0 a 3) (VALE e DAL POZ, 2002).

Uma vez determinado o setor por meio da aplicação de uma máscara  $3 \times 3$ , é feita a comparação do pixel central  $M[i, j]$  com seus dois vizinhos ao longo da linha do gradiente.

Na etapa seguinte é aplicada a limiarização por histerese a fim de eliminar a fragmentação das bordas causada por ruídos da imagem. Este processo é baseado no uso de dois limiares  $\tau_1$  e  $\tau_2$ , onde  $\tau_1 \cong 2\tau_2$  ou  $\tau_1 \cong 3\tau_2$  (CANNY, 1986). Aplicando a limiarização duas vezes, uma considerando o limiar  $\tau_1$  e outra com o limiar  $\tau_2$ , o algoritmo complementa as

bordas descontínuas da primeira limiarização por meio de pontos buscados na segunda limiarização. O processo é finalizado quando são eliminadas todas as discontinuidades de bordas da primeira limiarização ou quando não há mais pontos a serem reaproveitados da segunda limiarização (VALE e DAL POZ, 2002).

### 2.6.2 Segmentação baseada em crescimento de região

A técnica de segmentação baseada em crescimento de região realizada em imagens ou em dados 3D, como é o caso deste trabalho, tem por objetivo agrupar sub-regiões com características similares, com base em critérios pré-definidos (STRINGHINI et al., 2011).

Zucker (1976) descreve a segmentação baseada em crescimento de região como a divisão da imagem  $X$  em regiões  $X_1, X_2, \dots, X_N$  onde  $P$  corresponde ao padrão de homogeneidade tal que:

$$(i) \bigcup_{i=1}^N X_i = X;$$

(ii)  $X_i, i = 1, 2, \dots, N$  são contíguas;

(iii)  $P(X_i) = \text{verdadeiro}$  para  $i = 1, 2, \dots, N$ ;

(iv)  $P(X_i \cup X_j) = \text{falso}$  para  $i \neq j$  onde  $X_i$  e  $X_j$  são adjacentes.

A condição i exige que a segmentação seja completa, ou seja, todo ponto precisa fazer parte de uma região satisfazendo a premissa de que a união das regiões  $X_1, X_2, \dots, X_N$  resultem em  $X$ . A condição ii requer que as regiões  $X_1, X_2, \dots, X_N$  sejam compostas por pontos contíguos, enquanto a condição iii estabelece que o padrão de homogeneidade deva ser satisfeito para cada região. Por fim, a condição iv implica que regiões adjacentes não devem possuir padrões similares (ZUCKER, 1976).

O procedimento se inicia por meio de um conjunto de pontos chamados semente que podem ser selecionados de forma manual, automática ou randômica. Com base nesses pontos, outros pontos são agrupados utilizando uma vizinhança de influência formando as regiões. Nesta vizinhança é analisado um ou mais critérios que atendam o padrão de similaridade a fim de determinar se o pixel ou ponto faz parte ou não da região considerada.

A busca pelos vizinhos pode ser realizada por dois padrões possíveis: vizinhança-4 ou vizinhança-8.

### 3 MATERIAL E MÉTODO

Nesta seção são apresentados o material e o método utilizados neste trabalho.

#### 3.1 Material

Para testar e verificar a aplicabilidade do método proposto foram utilizados dados disponibilizados pela *German Society for Photogrammetry, Remote Sensing and Geoinformation* (DGPF) no *website*<sup>2</sup> da *International Society for Photogrammetry and Remote Sensing* (ISPRS) referente à cidade Vaihingen localizada na Alemanha (CRAMER, 2010). Estes dados correspondem aos dados LiDAR e imagens aéreas digitais, juntamente com seus parâmetros de orientação.

Os dados LiDAR foram disponibilizados em arquivos no formato \*.las contendo cada faixa LiDAR dados adquiridos em 2008 por meio do sistema de varredura LASER aerotransportado Leica ALS50 com altitude média de voo de 500 m. A sobreposição entre as faixas foi de 30% e a densidade média de, aproximadamente, 6,7 pontos/m<sup>2</sup>. A densidade de pontos varia consideravelmente ao longo do bloco inteiro dependendo da sobreposição, no entanto, nas regiões abrangidas por uma única faixa a densidade média é de 4 pontos/m<sup>2</sup> (ROTTENSTEINER et al., 2013).

As imagens aéreas digitais foram adquiridas com uma câmara Intergraph/ ZI DMC em 2008 e são “infravermelha falsa-cor”, ou seja, correspondentes às bandas do vermelho, verde e infravermelho próximo. Além disso, estão isentas de distorções. Na Tabela 1 são apresentados os principais dados das imagens e do voo.

Tabela 1 – Dados das imagens e do voo.

Distância focal calibrada (mm)	120
$x_0$ (mm)	0
$y_0$ (mm)	0
Dimensão da imagem (pixel)	7680 × 13824
Tamanho do pixel da imagem (mm)	0,012
GSD (cm)	8
Altitude média de voo (m)	900

<sup>2</sup> <ftp://ftp.itc.nl/ext/wg34/Vaihingen/>. Acesso em: 10 de Janeiro de 2016.

Na Figura 17 é possível verificar o grau de detalhamento das imagens utilizadas.

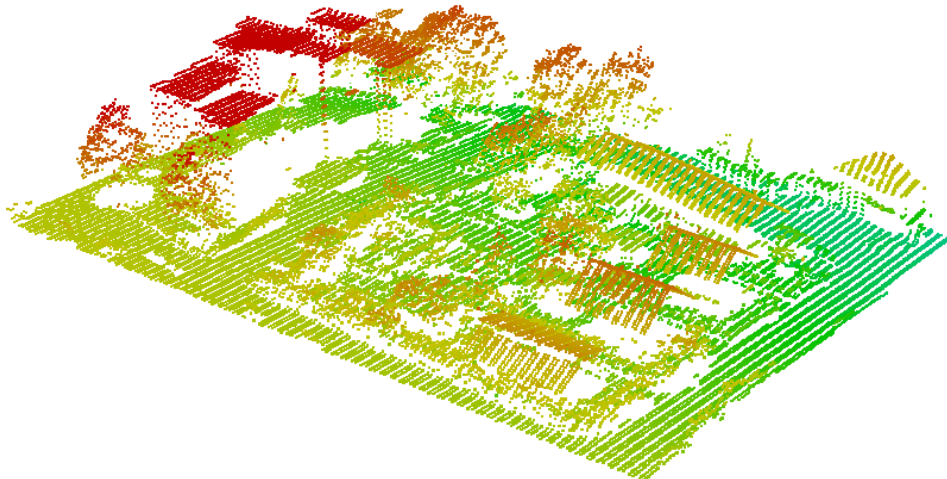
Figura 17 – Grau de detalhamento das imagens da cidade de Vaihingen obtidas com a câmara Intergraph/ ZI DMC.



Fonte: Elaborado pelo autor.

A Figura 18 mostra um recorte da região onde é mostrada a nuvem de pontos LiDAR, sendo possível constatar o grau de detalhamento desses dados.

Figura 18 – Grau de detalhamento dos dados LiDAR.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Para o desenvolvimento do método proposto neste trabalho foram utilizados *softwares* livres. Os algoritmos que possibilitam a extração dos contornos das edificações foram implementados em Linguagem C por meio do compilador Code::Blocks<sup>3</sup>, enquanto, o software ImageJ<sup>4</sup> possibilitou realizar o recorte das imagens e a detecção de bordas de Canny. Os dados LiDAR puderam ser visualizados por meio do software FugroViewer<sup>5</sup> e quando integrados às imagens utilizou-se o Gnuplot<sup>6</sup>. A etapa de extração de edificações sobre os dados LiDAR foi realizada pela incorporação de algumas funções da biblioteca LASTools<sup>7</sup> aos algoritmos desenvolvidos. Este aplicativo possui um conjunto de funções na forma de uma biblioteca em C++ que permite a realização de operações como conversão, filtragem, visualização e processamento de dados LiDAR. Além disso, por meio de um conjunto de executáveis, tais operações podem ser realizadas diretamente.

---

<sup>3</sup> Disponível em: [www.codeblocks.org](http://www.codeblocks.org)

<sup>4</sup> Disponível em: <https://imagej.nih.gov/ij/index.html>

<sup>5</sup> Disponível em: [www.fugroviewer.com](http://www.fugroviewer.com)

<sup>6</sup> Disponível em: [www.gnuplot.info](http://www.gnuplot.info)

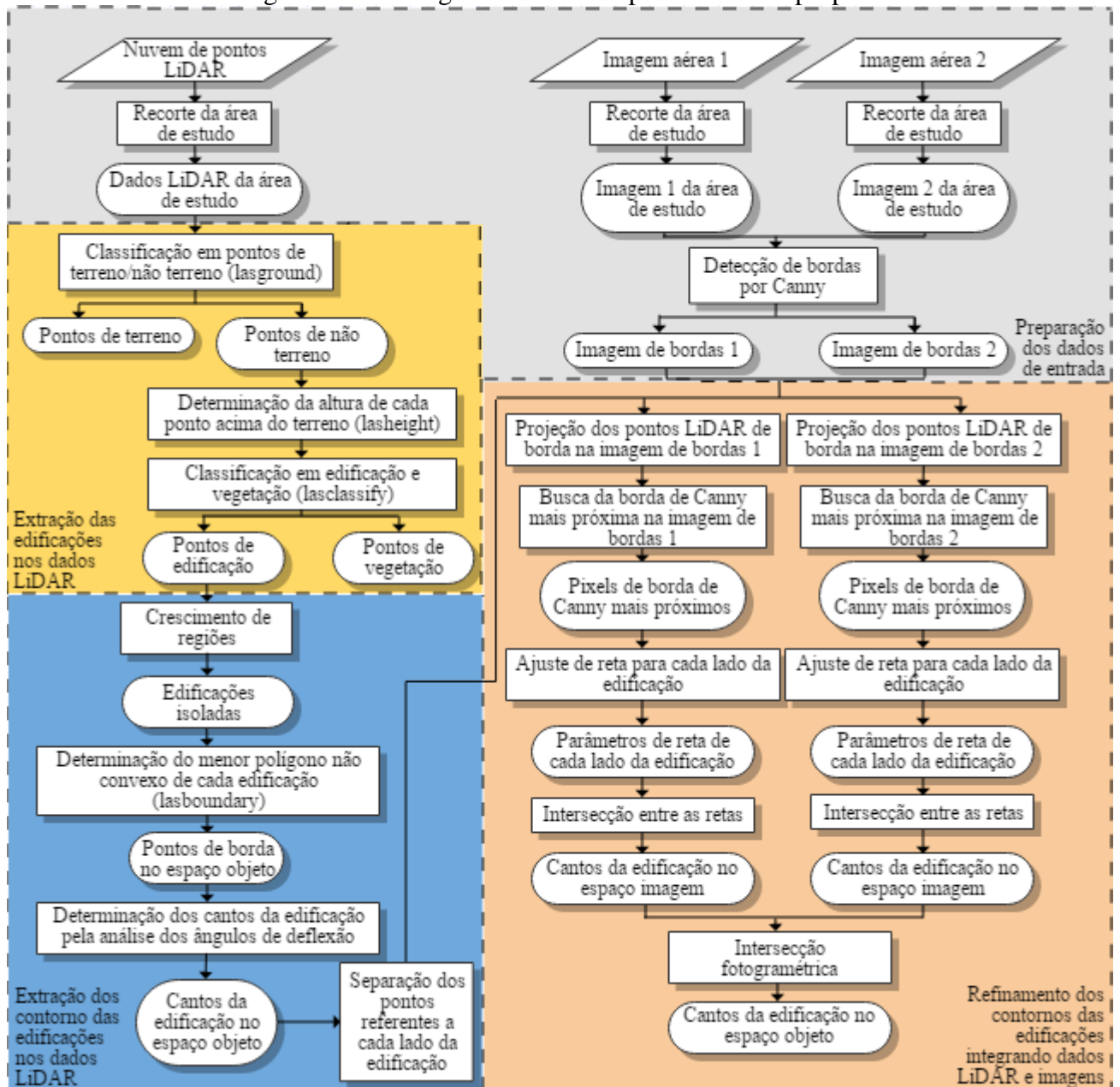
<sup>7</sup> Disponível em: <http://www.cs.unc.edu/~isenburg/lastools/>

### 3.2 Método

Esta subsecção apresenta as principais etapas do método proposto neste trabalho que são: preparação dos dados de entrada; extração das edificações nos dados LiDAR; extração dos contornos das edificações nos dados LiDAR; e refinamento dos contornos das edificações integrando dados LiDAR e imagens.

A Figura 19 mostra o fluxograma com as principais etapas do método proposto, bem como um detalhamento dos procedimentos em cada uma das etapas.

Figura 19 – Fluxograma com as etapas do método proposto.



Fonte: Elaborado pelo autor.



### 3.2.1 Preparação dos dados de entrada

Os dados de entrada para a aplicação do método proposto são recortes de regiões correspondentes aos dados LiDAR e às imagens ópticas disponíveis. Uma vez que a intenção é avaliar o método proposto, optou-se por trabalhar com recortes devido ao custo computacional relacionado ao tempo de processamento.

Na etapa de preparação dos dados LiDAR, inicialmente é feito um recorte dos dados na região de interesse, sendo para isso utilizada a função *lasclip* da biblioteca LAStools. Para tanto, é necessário conhecer as coordenadas dos vértices do retângulo envolvente da região de interesse, que podem ser obtidas pelo Google Earth ou por meio dos próprios dados LiDAR com base em sua visualização por meio do *software* FugroViewer, por exemplo.

Na etapa da análise quantitativa do método proposto neste trabalho, deve-se determinar a posição 3D dos cantos das edificações, visando a posterior comparação com as coordenadas determinadas por outro procedimento. Devido a isso, são utilizadas duas imagens que formam um modelo estereoscópico, onde estão localizados os recortes em que foram realizados os experimentos. Sendo assim, os procedimentos realizados em uma imagem são análogos aos realizados em outra.

Para o recorte da região de interesse nas imagens, é utilizado o recorte dos dados LiDAR em que selecionam-se os pontos com maiores e menores valores de coordenadas (E,N), os quais correspondem aos vértices do retângulo envolvente da região de interesse. Juntamente com estes dados e, por meio da posição e atitude do sensor no momento da obtenção das imagens, pode-se determinar a posição dos vértices do retângulo envolvente no sistema fotogramétrico com base nas equações de colinearidade direta (Eq. 6) e, na sequência, transformá-las para o sistema de imagem (c, l). Com as coordenadas no espaço imagem (c, l) dos vértices do retângulo envolvente da área de interesse, é feito o recorte por meio do *software* Imagej.

Considerando os recortes das imagens das áreas de estudo, é aplicado o detector de bordas de Canny a fim de detectar os contornos dos telhados de edificações. O recorte das imagens e aplicação do detector de bordas de Canny são realizados por meio de macros que são executadas no aplicativo ImageJ, visando a automatização desses procedimentos.

Os resultados são duas imagens binárias em formato \*.pgm cujos pixels em preto representam as bordas. É importante ressaltar que os parâmetros requeridos para o algoritmo de detecção de bordas de Canny (desvio-padrão  $\sigma$ , e limiares de histerese  $\tau_1$  e  $\tau_2$ ) foram determinados empiricamente por meio de testes feitos em recortes das imagens.

### 3.2.2 Extração das edificações nos dados LiDAR

A etapa de extração das edificações nos dados LiDAR visa separar as edificações na área de estudo, para posterior identificação dos pontos que delimitam sua borda. O procedimento para o cumprimento desta etapa é realizado por meio de funções da biblioteca LAStools incorporadas ao código implementado em Linguagem C.

Os dados LiDAR correspondentes às áreas selecionadas são classificadas, por meio da função *lasground*, em duas categorias: pontos de terreno e não terreno. Esta função utiliza o método de filtragem progressiva para classificar os pontos, como pode ser visto em Dal Poz (2013). Além disso, possui quatro parâmetros que podem ser alterados de acordo com as características da região:

- *Step*: O valor desse parâmetro (em metro) está relacionado com a quantidade de objetos altos na região. Quanto maior for o valor do *step*, menor a probabilidade de um objeto alto como edifício ou vegetação, por exemplo, ser considerado como ponto de terreno;
- *Spike*: Remove picos acima e abaixo do valor do parâmetro adotado (unidade: metro);
- *Stddev*: Valor de desvio-padrão usado como limiar para identificar os pontos de terreno em áreas planas (unidade: centímetro);
- *Offset*: Classifica como pontos de terreno aqueles que possuem altura até o valor adotado (unidade: metro).

Como dados de saída têm-se as coordenadas 3D de cada ponto (X, Y, Z) e sua classificação, onde pontos classificados como terreno recebem o atributo 2 e aqueles classificados como não terreno, o atributo 1.

Na sequência é aplicada a função *lasheight* a fim de calcular a altura de cada ponto acima do terreno. Assume-se que os pontos de terreno já foram classificados, desta forma, eles podem ser identificados e utilizados para a geração de um MDT por meio de uma rede irregular de triângulos (TIN – *Triangular Irregular Network*). Sendo assim, é calculada a altura de cada ponto classificado como não terreno em relação a essa estrutura TIN. Essa função permite que as alturas de todos os pontos acima do terreno sejam normalizadas por meio da opção *'-replace\_z'*, ou seja, a altura dos pontos classificados como terreno recebem o valor 0 e os pontos de não terreno, a mesma altura em relação à TIN em sua posição X, Y. Desta forma, como resultado, tem-se o MDSn da região.

Outra possibilidade é calcular a altura de cada ponto e eliminar aqueles que possuem altura acima ou abaixo que um limiar adotado por meio das opções ‘-drop\_below’ ou ‘-drop\_above’.

Com o MDSn da região, é possível realizar a classificação dos pontos referentes aos objetos altos em edificação ou vegetação por meio da função *lasclassify* que analisa a altura e o padrão de distribuição dos pontos de uma certa vizinhança que podem ter características plana (edificação) ou irregular (vegetação). Para a utilização dessa função, assume-se que os pontos de terreno já tenham sido classificados pela função *lasground* e a altura de cada ponto acima do terreno tenha sido calculada por meio da função *lasheight*. Essa função possui três parâmetros que podem ser alterados conforme as características dos dados:

- *Planar*: Serve para verificar se a vizinhança é plana, considerando o limiar de planaridade. Os pontos abaixo do limiar adotado são classificados como edificação (unidade: centímetro);
- *Rugged*: Limiar que permite verificar a aspereza ou rugosidade numa certa vizinhança. Os pontos acima do limiar adotado são classificados como vegetação (unidade: centímetro);
- *Ground\_offset*: Limiar relacionado à altura mínima que um ponto deve ter para ser classificado como edificação ou vegetação (unidade: metro).

Como dados de saída têm-se arquivos \*.txt com as coordenadas 3D de cada ponto (X, Y, Z) e sua classificação: os pontos classificados como edificação recebem o atributo 6 e aqueles classificados como vegetação, o atributo 3 (ou 4, ou 5, dependendo da altura). Uma vez classificado o MDSn, é possível separar os pontos correspondentes às edificações dos demais.

A nuvem de pontos referentes às edificações é regularizada, resultando, desta forma, numa grade regular de pontos por meio da função *lasgrid*. Esta função cria uma malha bidimensional permitindo a definição do espaçamento que se deseja entre os pontos.

### 3.2.3 Extração dos contornos das edificações nos dados LiDAR

Nesta etapa, as edificações são separadas individualmente e são extraídos os pontos de seu contorno a partir dos dados LiDAR, armazenados em uma grade regular, após a aplicação dos procedimentos descritos na seção anterior. O procedimento de separação automática das edificações é baseado no algoritmo de crescimento de região por meio do

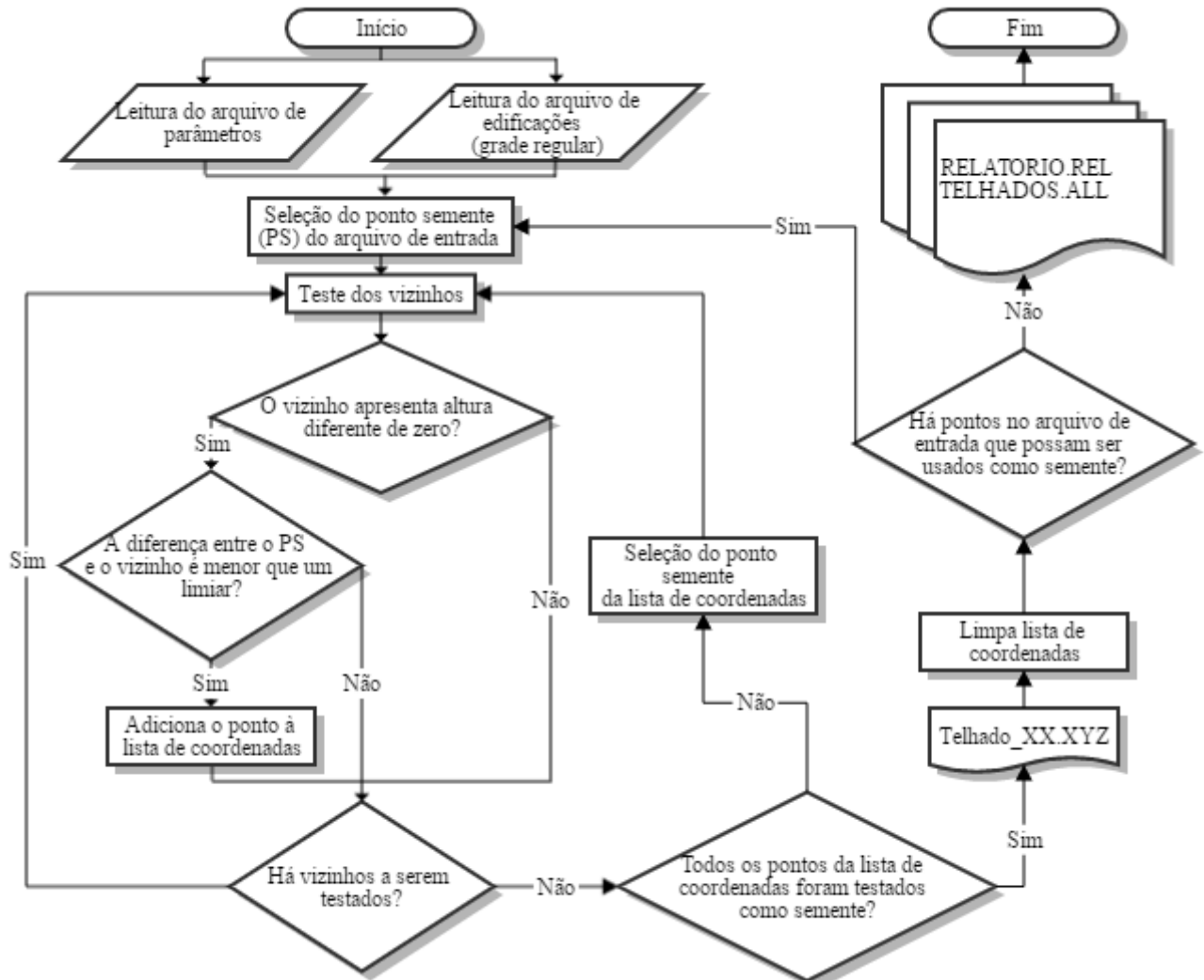
critério de vizinhança e altura implementado por Barbosa e Galo (2015) e a extração dos contornos das edificações realizada por meio da função *lasboundary* da biblioteca LAStools.

### 3.2.3.1 Separação automática das edificações nos dados LiDAR

Uma vez que os dados LiDAR são compostos por pontos irregularmente espaçados, diferentemente dos pixels em uma imagem, é feita previamente a interpolação dos dados LiDAR correspondentes às edificações para a geração de uma grade regular como mencionado na Seção 3.2.2. Em sua interpolação por meio da função *lasgrid*, é sobreposta uma malha de grade regular sobre os pontos irregulares e verificado em qual célula cada ponto se encontra. Desta forma, pode-se manter em cada célula o maior ou menor valor de altitude; a média; ou o desvio-padrão das altitudes dos pontos presentes na célula. Caso a célula não possua nenhum ponto, ela é preenchida com o valor zero.

O procedimento de separação automática das edificações sobre os dados LiDAR baseado no algoritmo de crescimento de região é mostrado na Figura 20 tendo como dados de entrada o arquivo de parâmetros e a grade regular gerada das edificações. O arquivo de parâmetros contém informações referentes à área mínima de edificação; dimensão da malha; e vizinhança adotada, por exemplo.

Figura 20 – Fluxograma do processo de seleção automática dos pontos pertencentes aos telhados baseado no critério de vizinhança e de diferença de altura.



Fonte: Adaptado de Barbosa e Galo (2015).

O processo da seleção automática das edificações se inicia com a definição de um ponto semente. Para tanto, por meio do canto esquerdo superior da malha regular, o algoritmo percorre as linhas continuamente até que se encontre algum ponto que possua valor de altura diferente de zero, podendo, então, ser definido como ponto semente. O algoritmo compara o ponto semente com seus vizinhos, podendo-se considerar os seguintes tipos: vizinhança-4 ou vizinhança-8.

Com o tipo de vizinhança definido, o algoritmo inicia a busca de pontos com altura diferente de zero e que possua uma diferença de altura em relação ao ponto semente dentro de um dado limiar. Ao final do processo de busca considerando a vizinhança adotada, um novo ponto semente é selecionado e em função dos pontos adicionados como pertencentes à mesma feição, o processo de teste é reiniciado. O algoritmo considera que não haja mais pontos a serem adicionados como pertencentes à feição quando todos os pontos que já tenham sido

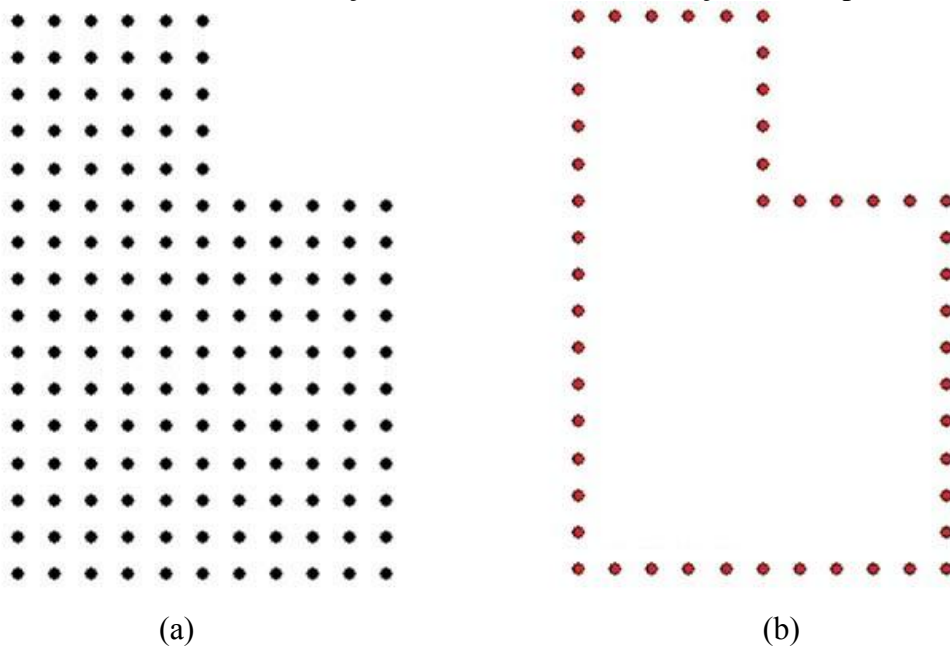
adicionados como pertencentes forem testados como ponto semente e estes não adicionarem novos pontos (BARBOSA e GALO, 2015).

Como dados de saída têm-se os arquivos no formato *.xyz* contendo os pontos de cada uma das edificações isoladas.

### 3.2.3.2 Extração dos pontos de contornos das edificações

Esta etapa consiste na identificação dos pontos que pertencem ao contorno das edificações, podendo ser realizada por meio da função *lasboundary* da biblioteca *LAStools*. Esta função permite gerar o menor polígono que englobe o conjunto de pontos externos a um conjunto de pontos (Figura 21). Com base no parâmetro ‘*-concavity*’ é possível estabelecer a concavidade do polígono externo. Quanto maior o valor deste parâmetro, menor a quantidade de pontos pertencentes ao contorno do polígono.

Figura 21 – (a) Dados 3D da edificação; (b) contorno da edificação obtido pelo *lasboundary*.

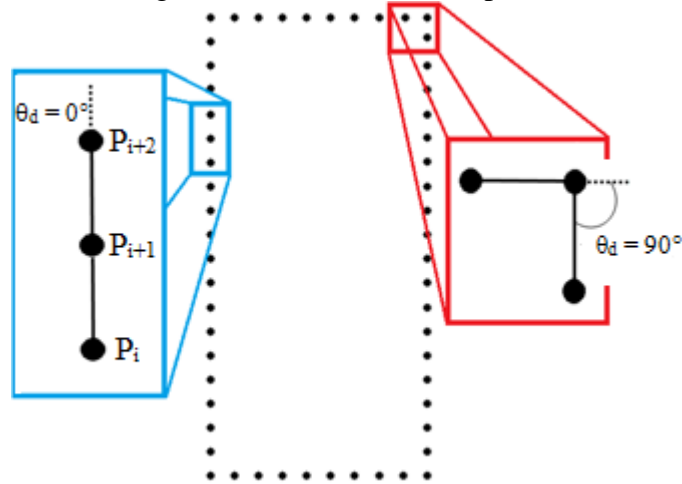


Fonte: Elaborado pelo autor.

Uma vez extraídos todos os pontos que compõe o contorno dos telhados, o próximo passo consiste na separação de cada um dos lados desse contorno. Esta separação será útil posteriormente, na determinação dos pontos de quina das edificações. Para tanto, uma possibilidade é determinar os pontos inicial e final de cada lado do telhado pela análise do

ângulo de deflexão ( $\theta_d$ ) dos vetores formados pelos pontos 3D dos contornos. Isso se deve ao fato que, em geral, os cantos da edificação apresentam ângulos de deflexão maiores que os demais ângulos dos pontos das laterais, como ilustra a Figura 22.

Figura 22 – Ângulo de deflexão entre os pontos de contorno.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Considerando os pontos 3D adjacentes  $P_i$ ,  $P_{i+1}$  e  $P_{i+2}$  (Figura 22) e  $(u, v)$  como os vetores formados por  $(P_i, P_{i+1})$  e  $(P_{i+1}, P_{i+2})$ , respectivamente, o ângulo de deflexão no ponto  $P_{i+1}$  pode ser calculado por:

$$\theta_d = \arccos\left(\frac{u \cdot v}{\|u\| \|v\|}\right) \quad (24)$$

Na análise dos ângulos de deflexão é adotado um intervalo considerando dois limites  $L_1$  e  $L_2$ , onde os valores dos ângulos calculados para cada ponto são analisados e verificados se estão dentro do intervalo estabelecido. Caso estejam neste intervalo, eles são considerados como ponto extremo dos lados da edificação.

Deste modo, conhecendo os pontos inicial e final de cada lado da edificação, é possível obter os contornos de cada lado em separado.

A Figura 22 mostra uma situação ideal em que os pontos apresentam comportamento regular. No entanto, dependendo da amostragem e densidade dos dados LiDAR, bem como do resultado da segmentação por crescimento de região, os pontos de contorno dos telhados das edificações resultantes podem se comportar de maneira irregular e, desta forma, pontos que não são extremos dos lados da edificação podem apresentar ângulos de deflexão dentro do intervalo estabelecido. Para solucionar este problema, uma possibilidade é determinar

novamente o ângulo de deflexão, mas agora, somente entre os pontos candidatos a pontos extremos das retas que possuíam ângulos dentro do intervalo estabelecido e, considerando um novo limiar, identificar os pontos que apresentam ângulos de deflexão maiores que o limiar adotado.

### 3.2.4 Refinamento dos contornos das edificações integrando dados LiDAR e imagens

Nesta subseção é descrita a integração entre os pontos de contorno das edificações obtidos por meio dos dados LiDAR e as bordas de Canny detectadas a partir das imagens para o refinamento dos contornos dos telhados. Este método envolve três principais fases: projeção do contorno das edificações obtidos nos dados LiDAR sobre as imagens de borda de Canny; busca da borda de Canny das edificações com auxílio dos pontos de contorno das edificações obtidos nos dados LiDAR; e o ajuste de retas dos pixels de borda pelo Método dos Mínimos Quadrados (MMQ) a fim de obter uma figura geométrica que represente os lados dos telhados de edificações.

A primeira etapa para integrar dados LiDAR e imagens é garantir que ambos os dados estejam disponibilizados no mesmo referencial. A nuvem de pontos utilizada neste trabalho foi pós-processada pelo DGPF por meio de um ajuste entre faixas a fim de corrigir os erros sistemáticos no processo de georreferenciamento. Neste procedimento foram utilizadas primitivas como apoio, neste caso, planos extraídos das imagens obtidas com a câmara Intergraph/ZI DMC. Desta forma, o georreferenciamento dos dados LiDAR é compatível com a orientação exterior das imagens (ROTTENSTEINER et al., 2013).

#### 3.2.4.1 Busca dos contornos de telhados na imagem por meio da integração com os dados LiDAR

Ao analisar dados LiDAR percebe-se que os contornos de telhados são regiões onde as linhas de descontinuidade estão presentes. Devido ao processo de amostragem dos dados LiDAR, não é possível garantir que todos os pontos da borda de um telhado, por exemplo, sejam amostrados. Aliado a isso, tem-se também um erro posicional associado à aquisição dos dados LiDAR. Deste modo, as imagens podem ser utilizadas como uma importante fonte para



se obter contornos de telhados com maior qualidade, uma vez que possuem qualidade semântica e geométrica com alto grau de detalhamento.

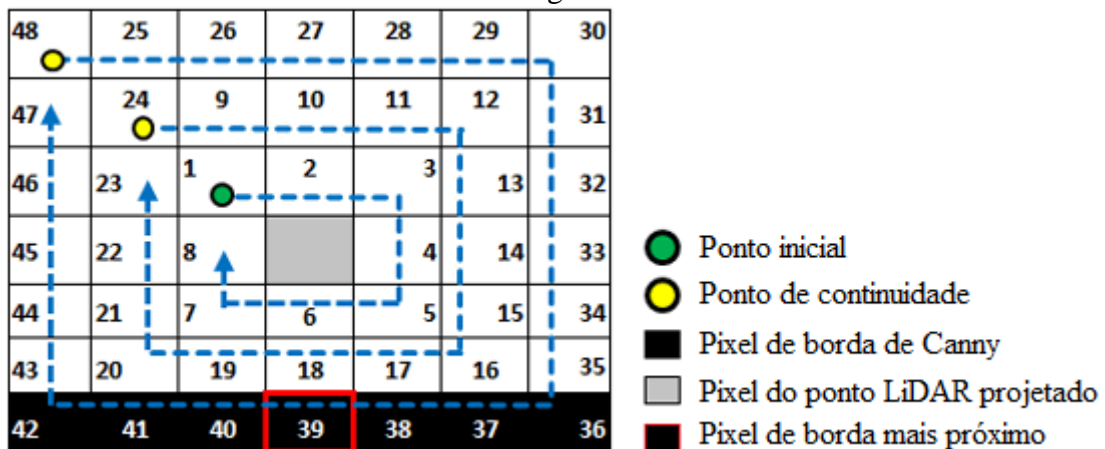
Neste contexto, a ideia deste método é utilizar os contornos dos telhados obtidos pelos dados LiDAR para auxiliar na identificação dos contornos dos telhados nas imagens de bordas de Canny.

Os dados de entrada nesta etapa incluem: os pontos 3D dos contornos das edificações obtidos a partir dos dados LiDAR e as imagens de bordas de Canny.

Uma vez conhecidos os pontos inicial e final de cada lado da edificação a partir dos dados LiDAR, os pontos de cada lado individualmente são projetados nas imagens de bordas utilizando as Equações 6 e 15. Na sequência, estes pontos projetados contribuirão para identificar os correspondentes pontos presentes nas bordas detectadas por Canny.

A Figura 23 mostra o procedimento realizado para a busca do pixel de borda, detectado por Canny, que seja mais próximo do ponto LiDAR de borda projetado na imagem.

Figura 23 – Busca do pixel de borda mais próximo do ponto LiDAR de borda projetado na imagem.



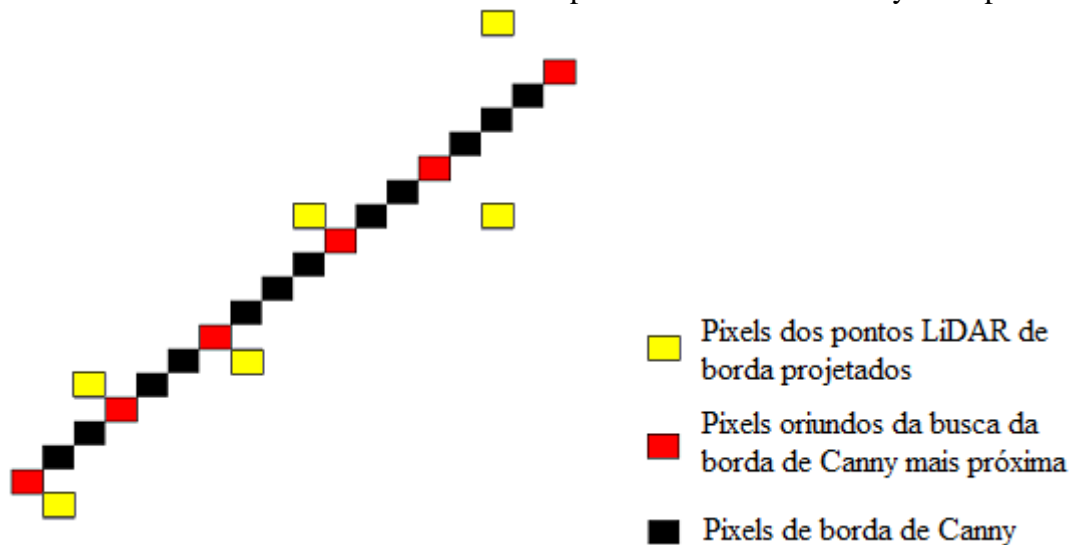
Fonte: Elaborado pelo autor.

A busca do pixel de borda mais próximo do pixel do ponto LiDAR projetado na imagem (em cinza na Figura 23) se inicia por meio da análise do tom de cinza do pixel dos pontos na imagem de bordas de Canny. Caso ele tenha o valor 0, assume-se que sua posição já é de um ponto de borda e a busca para este pixel do ponto LiDAR projetado se encerra. Caso contrário, a partir do pixel na posição superior esquerda (cor verde na Figura 23) ao pixel do ponto LiDAR projetado, o algoritmo percorre ao redor do pixel do ponto LiDAR no sentido horário até que se encontre algum pixel que tenha tom de cinza igual a zero (pixel candidato). Caso encontre, a distância entre o pixel projetado (a partir do ponto LiDAR) e o pixel candidato é calculada e comparada com um limiar de distância adotado ( $d'$ ). Se a distância for

menor que o limiar, o pixel candidato é considerado como o pixel de borda mais próximo até então. O procedimento continua até que se complete a primeira volta ao redor do pixel proveniente do ponto LiDAR projetado, onde a cada ponto candidato é calculada a sua distância ao pixel do ponto LiDAR e comparada com a distância menor até aquele momento. Desta forma, caso encontre algum pixel candidato na primeira volta, como resultado terá o pixel de borda mais próximo. Caso contrário, o algoritmo continua a busca no pixel 24 (Figura 23) e mantém o mesmo procedimento até encontrar o pixel candidato mais próximo do pixel do ponto LiDAR, ou até que a distância do pixel do ponto LiDAR aos pixels de busca seja menor que o limiar adotado ( $d'$ ) no início do processo.

Este procedimento é realizado até que todos os pontos 3D (provenientes dos dados LiDAR) referentes ao lado da edificação e que foram projetados na imagem, sejam analisados. Sendo assim, como resultado têm-se todos os pixels de borda de Canny na imagem, que são mais próximos aos pixels dos pontos LiDAR projetados (Figura 24).

Figura 24 – Elementos envolvidos na busca dos pixels de bordas de Canny mais próximos.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Como dados de saída desta etapa têm-se as coordenadas dos pixels de borda detectadas por Canny ( $c, l$ ), ou seja, a partir das imagens, para cada lado da edificação.

### 3.2.4.2 Ajuste de reta dos pixels de contorno dos telhados de edificações nas imagens

Ao término do procedimento descrito na subseção anterior, os dados de saída disponíveis são os pixels de borda detectados por Canny para cada lado da edificação. Nesta etapa pretende-se obter a equação da figura geométrica que represente os lados dos telhados de edificações. Assumindo que o objetivo é modelar as bordas que são retas, adotou-se o modelo geométrico de uma reta no plano 2D.

Para o ajuste de uma reta no plano 2D, deve-se definir a equação desta entidade e, posteriormente, aplicar o ajustamento pelo MMQ. A equação que representa, analiticamente, esta entidade geométrica é dada por:

$$ax + by + c = 0 \quad (25)$$

onde  $y$  representa as observações (coordenadas de linha de bordas);  $x$  são as coordenadas de coluna de bordas; e  $a$ ,  $b$  são os parâmetros da reta.

Isolando a componente  $y$ , por meio da Equação 25 e agrupando os parâmetros, obtém-se:

$$y_i = a'x_i + b' \quad (26)$$

sendo  $a' = -(a/b)$  e  $b' = -(c/b)$  com  $i = \{1, 2, \dots, n\}$ , onde  $n$  corresponde ao número de pontos de borda de edificações para um dos lados do telhado a ser ajustado.

Para a determinação dos parâmetros  $a'$  e  $b'$ , aplica-se o método paramétrico onde o modelo matemático utilizado é do tipo  $L_a = G(X_a)$ , sendo  $L_a$ , o vetor das observações ajustadas de dimensão  $n \times 1$ ;  $X_a$ , o vetor dos parâmetros  $a'$  e  $b'$ , de dimensão  $2 \times 1$ ; e  $G$  o modelo utilizado (Equação 25) (GEMAEL, 1994).

#### 3.2.4.2.1 Teste Tau

O teste *Tau* é um dos métodos para a identificação de erros grosseiros (*outliers*). Ele foi introduzido por Pope (1976) e baseia-se num teste estatístico que emprega a distribuição *Tau*, na qual é utilizado quando o fator de variância *a priori* não é conhecido. Segundo

CHONG (1999), essa técnica é utilizada em diversos programas comerciais de ajustes de redes de levantamento e em softwares de aerotriangulação fotogramétrica. No caso desse trabalho, é empregado para a identificação e eliminação de pixels de borda que não pertencem às edificações, visando melhorar a estimação dos parâmetros.

De acordo com Pope (1976) e Camargo (2000), o teste é feito a partir da formulação de duas hipóteses: hipótese básica ( $H_0$ ), o resíduo da observação  $i$  ( $v_i$ ) estimado no ajustamento tem média nula; e hipótese alternativa ( $H_1$ ), o resíduo  $v_i$  não é nulo, ou seja:

$$H_0 : v_i = 0 \quad \text{contra} \quad H_1 : v_i \neq 0 \quad (27)$$

Para validar uma das hipóteses, deve-se comparar o resíduo padronizado ( $t_i$ ) dado por:

$$t_i = \frac{v_i}{\sigma_{v_i}} \quad (28)$$

com  $1 \leq i \leq n$ , onde  $n$  é o número de observações;  $v_i$  é o resíduo e  $\sigma_{v_i}$  é o desvio-padrão do  $i$ -ésimo resíduo.

A estatística  $t_i$  tem distribuição *Tau*, com  $gl$  graus de liberdade, ou seja,  $t_i \sim \tau_{gl}$ . A hipótese básica não é rejeitada a um determinado nível de significância  $\alpha_0$ , se:

$$-\tau_{gl} < t_i < \tau_{gl} \quad (29)$$

$$\text{onde } \tau_{gl} = \sqrt{\frac{gl \cdot t_{gl-1}^2}{gl - 1 + t_{gl-1}^2}}.$$

Caso contrário, conclui-se que a observação  $i$  contém erro. De acordo com Camargo (2000), esse teste permite analisar uma observação por vez e dependendo da magnitude do erro, mais de um resíduo pode exceder os valores críticos, detectando mais de uma observação com erro. Ao final da análise de todas as observações, a que possuir a maior estatística, daquelas que se encontram fora do intervalo crítico, deve ser excluída. O teste é repetido até que todas as observações com erro sejam eliminadas. No caso desse trabalho, tais

observações são os possíveis pixels que não pertencem às bordas de edificações detectadas por Canny.

No ajuste individual de cada lado da edificação é aplicado este teste. Para isso, é necessário conhecer o desvio padrão de cada resíduo, a fim de obter o resíduo padronizado ( $t_i$ ). No Método Paramétrico, a MVC dos resíduos ( $\Sigma_v$ ) é dada por:

$$\Sigma_v = \sigma_0^2 (P^{-1} - AN^{-1}A^T) \quad (30)$$

onde  $P^{-1}$  é a inversa da matriz peso que equivale à matriz identidade uma vez que foi assumido que todas as observações possuem o mesmo peso;  $\sigma_0^2$  é o fator de variância *a posteriori* dado por  $V^tV/gI$ ;  $A$  é a matriz das derivadas parciais do modelo em relação aos parâmetros; e  $N^{-1}$  é a inversa da matriz resultante do produto de  $A^tA$ .

### 3.2.4.3 Determinação dos cantos das edificações

Esta subseção contempla o procedimento para a determinação dos cantos das edificações tanto no espaço imagem como no espaço objeto. As coordenadas 3D dos cantos das edificações determinadas são utilizadas na análise quantitativa dos experimentos realizados.

Para a obtenção das coordenadas dos cantos das edificações no espaço imagem, é realizada a intersecção entre as retas obtidas no ajustamento pelo MMQ. Sejam (a, b) os parâmetros da reta 1 e (c, d) os parâmetros da reta 2, ou seja:

$$y = ax + b \quad (31)$$

$$y = cx + d$$

Igualando as Equações 31, resulta:

$$ax + b = cx + d \Rightarrow ax - cx = d - b \Rightarrow x(a - c) = d - b \Rightarrow x = \frac{d - b}{a - c} \quad (32)$$

Desta forma, o ponto de intersecção entre as duas retas no espaço imagem é dado por  $\left( \frac{d-b}{a-c}; a \left( \frac{d-b}{a-c} \right) + b \right)$ .

Para a obtenção das coordenadas 3D dos cantos das edificações no sistema do espaço objeto, foi implementado o método de intersecção fotogramétrica com base nas equações de colinearidade após a simplificação do modelo estocástico, como pode-se ver em Galo (2012). Nesta solução a posição 3D pode ser determinada a partir de um sistema linear.

Como dados conhecidos *a priori* têm-se a distância focal ( $f$ ); as coordenadas do ponto principal ( $x_0, y_0$ ); e os parâmetros de orientação exterior das duas imagens ( $X, Y, Z$ )<sub>CP</sub><sup>e,d</sup>. Como observações têm-se as coordenadas fotogramétricas de cada canto, as quais se deseja determinar as coordenadas 3D no sistema objeto.

Por meio da Equação 6 e desenvolvendo as duas componentes para a imagem da esquerda, obtêm-se as seguintes equações:

$$\begin{aligned} (x_e - x_0)m_{31}^e(X - X_{CP}^e) + (x_e - x_0)m_{32}^e(Y - Y_{CP}^e) + (x_e - x_0)m_{33}^e(Z - Z_{CP}^e) + \\ + fm_{11}^e(X - X_{CP}^e) + fm_{12}^e(Y - Y_{CP}^e) + fm_{13}^e(Z - Z_{CP}^e) = 0 \end{aligned} \quad (33)$$

$$\begin{aligned} (y_e - y_0)m_{31}^e(X - X_{CP}^e) + (y_e - y_0)m_{32}^e(Y - Y_{CP}^e) + (y_e - y_0)m_{33}^e(Z - Z_{CP}^e) + \\ + fm_{21}^e(X - X_{CP}^e) + fm_{22}^e(Y - Y_{CP}^e) + fm_{23}^e(Z - Z_{CP}^e) = 0 \end{aligned}$$

Uma vez que as incógnitas são ( $X, Y, Z$ ) e que os demais valores são conhecidos, é possível agrupar os elementos que dependem de  $X, Y$  e  $Z$ , permitindo, desta forma, que seja escrito um sistema linear em  $X, Y$  e  $Z$ , ou seja:

$$\begin{aligned} ((x_e - x_0)m_{31}^e + fm_{11}^e)X + ((x_e - x_0)m_{32}^e + fm_{12}^e)Y + ((x_e - x_0)m_{33}^e + fm_{13}^e)Z = \\ ((x_e - x_0)m_{31}^e + fm_{11}^e) X_{CP}^e + ((x_e - x_0)m_{32}^e + fm_{12}^e) Y_{CP}^e + ((x_e - x_0)m_{33}^e + fm_{13}^e) Z_{CP}^e \end{aligned} \quad (34)$$

$$\begin{aligned} ((y_e - y_0)m_{31}^e + fm_{21}^e)X + ((y_e - y_0)m_{32}^e + fm_{22}^e)Y + ((y_e - y_0)m_{33}^e + fm_{23}^e)Z = \\ ((y_e - y_0)m_{31}^e + fm_{21}^e) X_{CP}^e + ((y_e - y_0)m_{32}^e + fm_{22}^e) Y_{CP}^e + ((y_e - y_0)m_{33}^e + fm_{23}^e) Z_{CP}^e \end{aligned}$$

As Equações 33 e 34 são correspondentes à imagem da esquerda. As equações anteriores podem ser escritas também para a imagem da direita, uma vez que o mesmo ponto  $P$  foi observado em outra imagem. Desde modo, o seguinte sistema linear pode ser montado:

$$\begin{bmatrix} A_1 & A_2 & A_3 \\ A_4 & A_5 & A_6 \\ A_7 & A_8 & A_9 \\ A_{10} & A_{11} & A_{12} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} B_1 \\ B_2 \\ B_3 \\ B_4 \end{bmatrix} \quad (35)$$

onde os elementos  $A_i$ 's e  $B_i$ 's são obtidos por meio do agrupamento de parâmetros realizado sobre a Equação 34 para as fotos da esquerda e direita resultando em:

$$\begin{aligned} A_1 &= ((x_e - x_0)m_{31}^e + fm_{11}^e) \\ A_2 &= ((x_e - x_0)m_{32}^e + fm_{12}^e) \\ A_3 &= ((x_e - x_0)m_{33}^e + fm_{13}^e) \\ A_4 &= ((y_e - y_0)m_{31}^e + fm_{21}^e) \\ A_5 &= ((y_e - y_0)m_{32}^e + fm_{22}^e) \\ A_6 &= ((y_e - y_0)m_{33}^e + fm_{23}^e) \\ A_7 &= ((x_d - x_0)m_{31}^d + fm_{11}^d) \\ A_8 &= ((x_d - x_0)m_{32}^d + fm_{12}^d) \\ A_9 &= ((x_d - x_0)m_{33}^d + fm_{13}^d) \\ A_{10} &= ((y_d - y_0)m_{31}^d + fm_{21}^d) \\ A_{11} &= ((y_d - y_0)m_{32}^d + fm_{22}^d) \\ A_{12} &= ((y_d - y_0)m_{33}^d + fm_{23}^d) \\ B_1 &= A_1 X_{CP}^e + A_2 Y_{CP}^e + A_3 Z_{CP}^e \\ B_2 &= A_4 X_{CP}^e + A_5 Y_{CP}^e + A_6 Z_{CP}^e \\ B_3 &= A_7 X_{CP}^d + A_8 Y_{CP}^d + A_9 Z_{CP}^d \\ B_4 &= A_{10} X_{CP}^d + A_{11} Y_{CP}^d + A_{12} Z_{CP}^d \end{aligned} \quad (36)$$

O sistema linear dado pela Equação 35 é superabundante, tendo em vista que se têm  $m=4$  equações a  $n=3$  incógnitas. Uma possibilidade de solução é realizar a pré-multiplicação dos dois membros por  $A^T$ . Desta forma, a matriz  $A^T A$  terá dimensão  $n \times n$ , sendo a sua inversa determinada por:

$$A X = B \Rightarrow A^T A X = (A^T B) \Rightarrow X = (A^T A)^{-1} A^T B \quad (37)$$

A solução apresentada, após simplificação do modelo estocástico, foi apresentada para um par de imagens. Caso sejam consideradas mais de duas imagens pode-se ter uma solução mais geral, para múltiplas imagens, como pode ser visto em Galo (2003, p. 84).

## 4 EXPERIMENTOS E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Nesta seção estão presentes os resultados de experimentos realizados referentes ao método proposto, seguindo o fluxograma da Figura 19. Alguns processamentos foram realizados utilizando o aplicativo LAStools, a detecção das bordas por Canny foi feita por meio de macros utilizando o *software* ImageJ e a visualização usando o FugroViewer e o Gnuplot. Além desses processamentos, todos os demais procedimentos foram implementados em Linguagem C por meio do compilador Code::Blocks, onde os experimentos foram realizados com dados reais, como apresentados na Seção 3.1.

### 4.1 Preparação dos dados

As etapas envolvidas na preparação dos dados corresponderam à realização dos recortes de regiões correspondentes nos dados LiDAR e imagens; e a aplicação do detector de bordas de Canny nas imagens.

#### 4.1.1 Recorte das áreas de estudo nos dados LiDAR

Para realizar o recorte de cada área de estudo nos dados LiDAR foi utilizada a função *lasclip* da biblioteca LAStools na qual é necessário conhecer as coordenadas dos vértices do retângulo envolvente da região. Para isso, foi utilizado o aplicativo *Google Earth*.

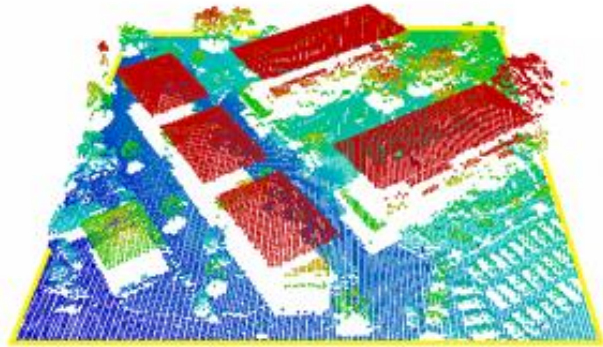
A Figura 25 mostra o retângulo envolvente para cada recorte selecionado no *Google Earth* e nos dados LiDAR.



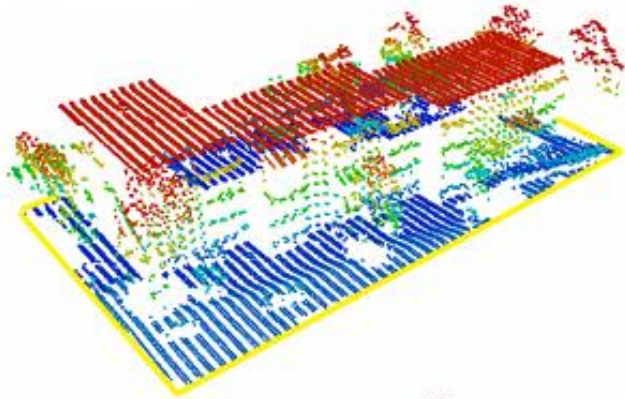
Figura 25 – Retângulo envolvente para cada recorte de área de estudo (a) no *Google Earth* e (b) nos dados LiDAR.



**Área 1**

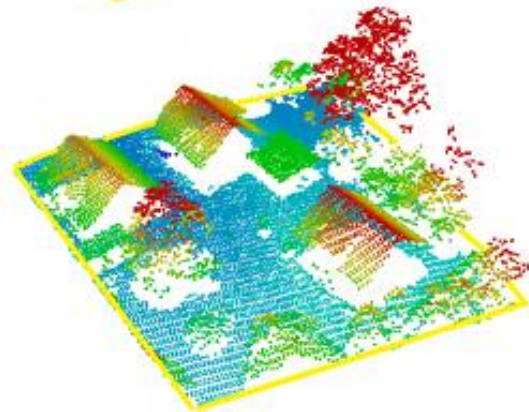


**Área 2**



**Área 3**

(a)



(b)

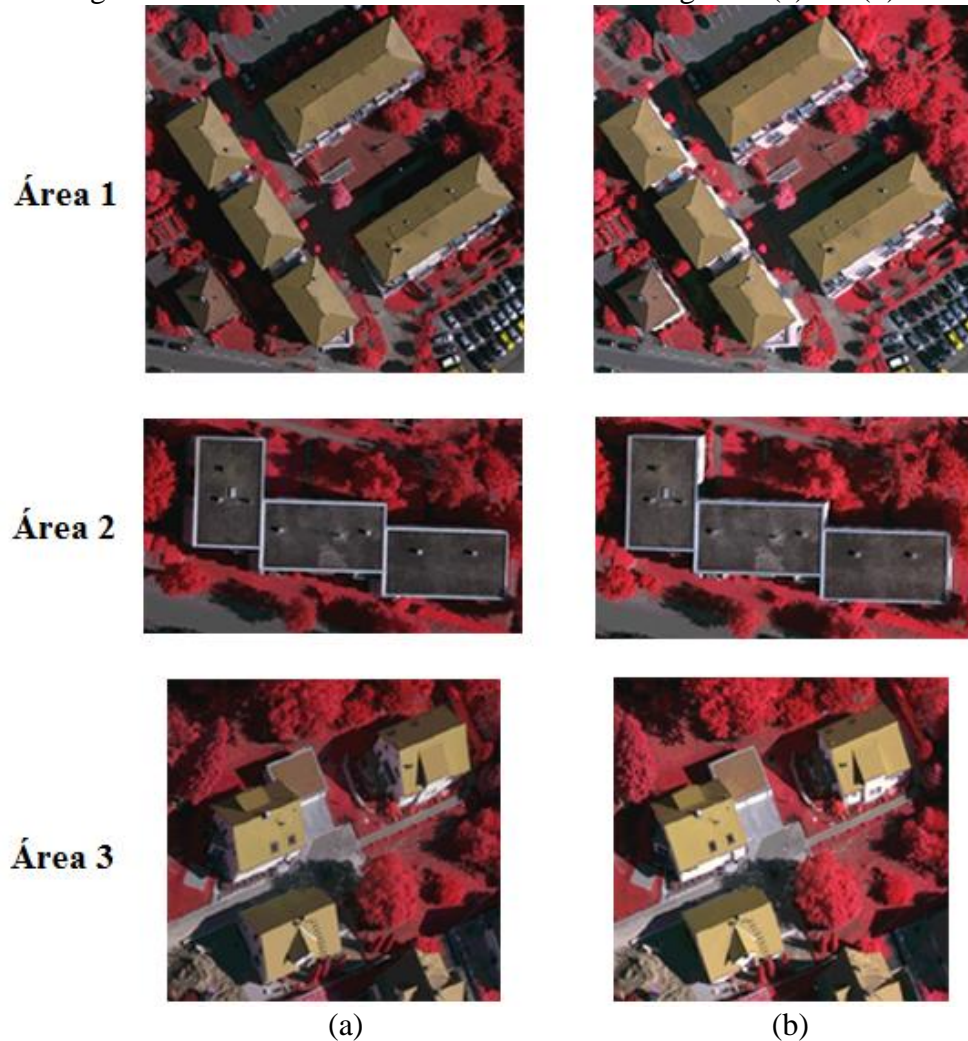
Fonte: Elaborado pelo autor.

Na Figura 25, os pontos LiDAR são representados por cores, a partir de uma escala de cores que modifica em função da altitude dos pontos. A escala de cores adotada para a representação dos pontos compreende-se entre o vermelho e o azul, onde os pontos vermelhos representam aqueles que possuem altitude mais elevada, enquanto os pontos azuis os de menor altitude.

#### 4.1.2 Recorte das áreas de estudo nas imagens e aplicação do detector de bordas de Canny

O procedimento para o recorte das áreas de estudo nas imagens é contemplado na Seção 3.2.1. A Figura 26 mostra os recortes das áreas de estudo nas imagens 1 (esquerda) e 2 (direita).

Figura 26 – Recorte das áreas de estudo nas imagens 1 (a) e 2 (b).



Fonte: Elaborado pelo autor.

A Área 1 corresponde à situação considerada ideal, ou seja, onde as edificações são separadas entre si, com telhados de 4 águas, sem presença de muitas árvores, sombras ou qualquer objeto sobre elas (a não ser em uma pequena parte de umas das edificações presentes). Esta área é localizada próxima do centro da imagem, isto é, onde a imagem dos objetos possuem pequeno deslocamento devido ao relevo, ou seja, se apresentam em projeção quase ortográfica (Figura 26 – Área 1).

A Área 2 corresponde a 3 edificações conjugadas com sombra de árvores projetada no canto de uma delas e sombra de uma das edificações projetada na parede de outra, uma vez que parte de sua parede é visível. As edificações possuem telhados de uma água (Figura 26 – Área 2).

A Área 3 corresponde a edificações de telhado de 2 águas separadas entre si, em que suas paredes são visíveis, tendo em vista a sua localização na imagem, ou seja, são afastadas do centro. Uma das águas de cada telhado possui uma pequena construção, onde se localiza a janela do sótão (Figura 26 – Área 3).

Considerando os recortes das imagens das áreas de estudo, é aplicado o detector de bordas de Canny a fim de detectar os contornos dos telhados de edificações. O recorte das imagens e aplicação do detector de bordas de Canny foram realizados por meio de macros criadas no algoritmo implementado objetivando a automatização desses procedimentos no aplicativo ImageJ.

Conforme Canny (1986) recomenda, na aplicação do detector de bordas foi considerado o limiar baixo  $\tau_2$  como um terço do limiar alto  $\tau_1$ . Os valores foram adotados empiricamente por meio de testes realizados. Deve-se destacar que estes valores podem variar de acordo com a qualidade da imagem (relação sinal ruído – SNR), disposição dos objetos em cena, presença de sombra, dentre outras possíveis influências. A Figura 27 mostra os testes realizados sobre a imagem da esquerda da Área 1 variando o valor do desvio-padrão do filtro Gaussiano ( $\sigma$ ) em 1,5; 2,0 e 2,5; e considerando o valor de 2,5 para o limiar baixo  $\tau_2$  e 7,5 para o alto  $\tau_1$ .

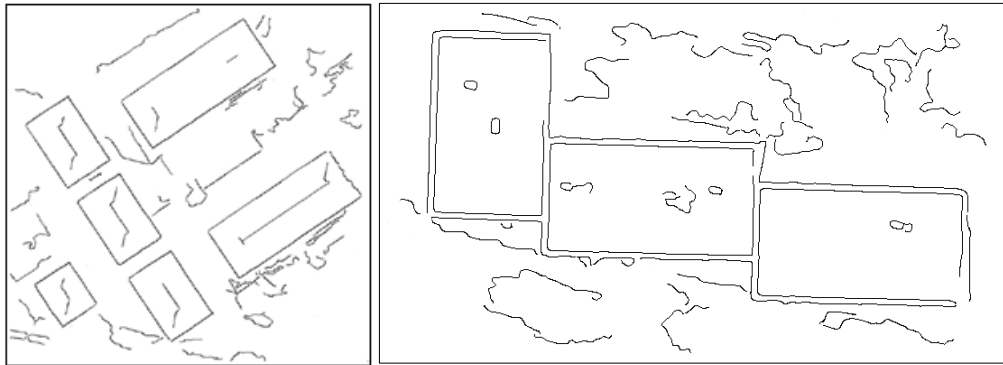
Figura 27 – Testes realizados com detector de bordas de Canny sobre a Área 1 – imagem 1 variando  $\sigma$ .



Fonte: Elaborado pelo autor.

Por meio de uma análise visual da Figura 27, pôde-se verificar que quanto menor o valor de  $\sigma$ , maior a quantidade de detalhes e bordas irrelevantes detectadas, as quais não correspondem aos limites dos telhados das edificações. Por outro lado, conforme o valor de  $\sigma$  aumenta, a presença de bordas de pequena magnitude diminui, tendo em vista a maior suavização da imagem. O detector se mostrou eficiente na complementação das bordas por meio da limiarização por histerese, uma vez que foram poucas bordas detectadas com fragmentos. Além disso, verificou-se a boa localização das bordas, devido à supressão não máxima que reduz as bordas a um pixel de espessura. Por fim, concluiu-se que com o valor de  $\sigma = 2,5$ , foi possível a detecção dos limites dos telhados das edificações com a redução significativa de bordas espúrias para as três áreas de estudo (Figuras 28 e 29).

Figura 28 – Imagens de bordas de Canny 1 das áreas de estudo (a) 1, (b) 2 e (c) 3.



(a)

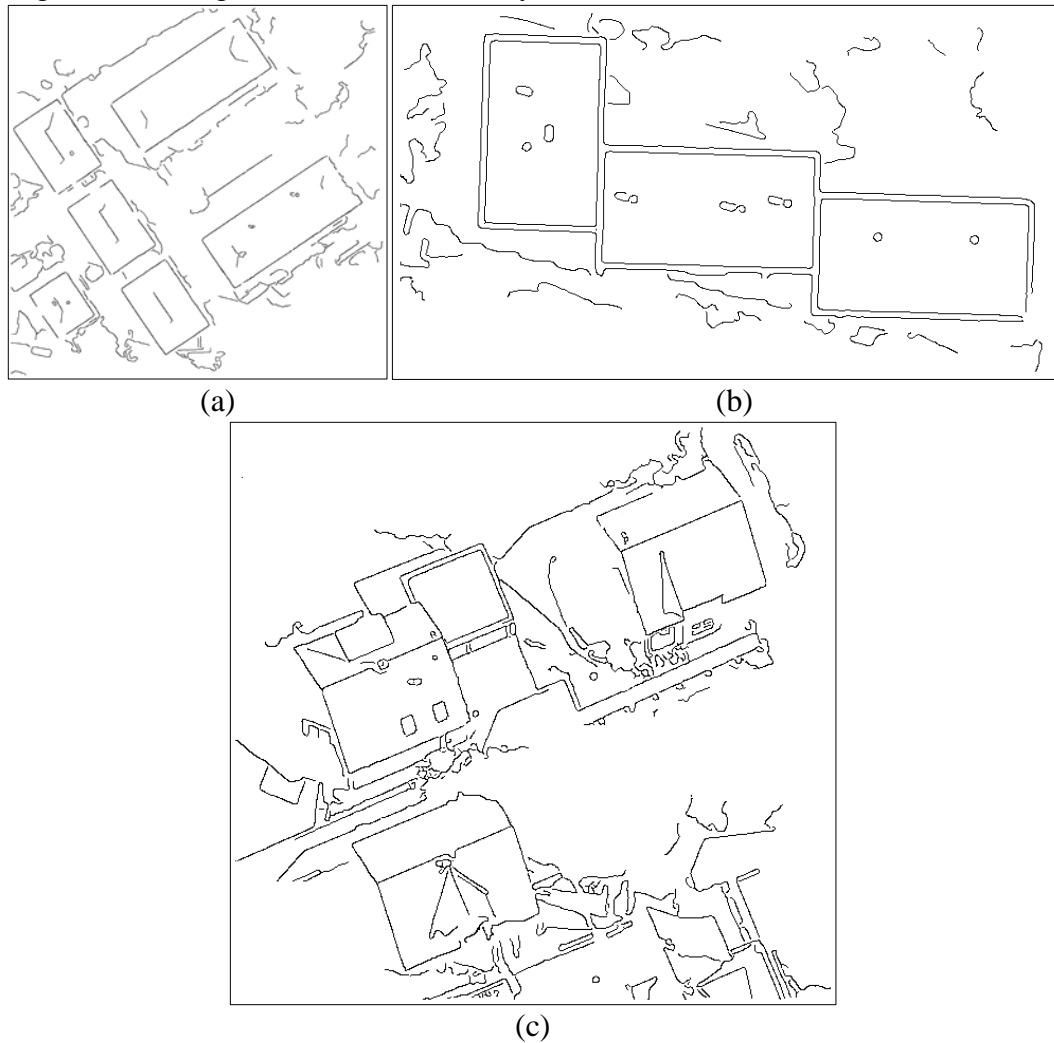
(b)



(c)

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 29 – Imagens de bordas de Canny 2 das áreas de estudo (a) 1, (b) 2 e (c) 3.



Fonte: Elaborado pelo autor.

#### 4.2 Extração das edificações nos dados LiDAR

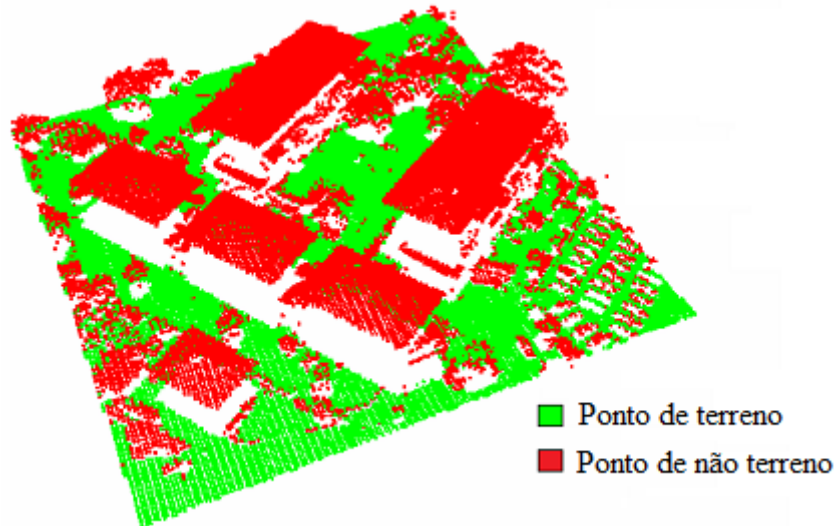
As etapas envolvidas na extração das edificações nos dados LiDAR corresponderam à classificação dos dados LiDAR da área de estudo em pontos de terreno e não terreno; determinação da altura de cada ponto acima do terreno; e classificação do MDSn de modo a obter os pontos referentes às edificações, como mostrado no fluxograma da Figura 19.

Primeiramente, foi realizada a classificação dos dados LiDAR da área de estudo em pontos de terreno e não terreno por meio da função *lasground* da biblioteca *LAStools*. Como mencionado na Seção 3.2.2, esta função possui quatro parâmetros que podem ser alterados de acordo com a região de trabalho. Para todos os experimentos foram considerados o valor de 10 m para o parâmetro *step*, uma vez que é o indicado para regiões urbanas; e para o

restante dos parâmetros foram considerados os valores padrão da função, ou seja,  $spike = 1$  m;  $stddev = 10$  cm;  $offset = 0,05$  m.

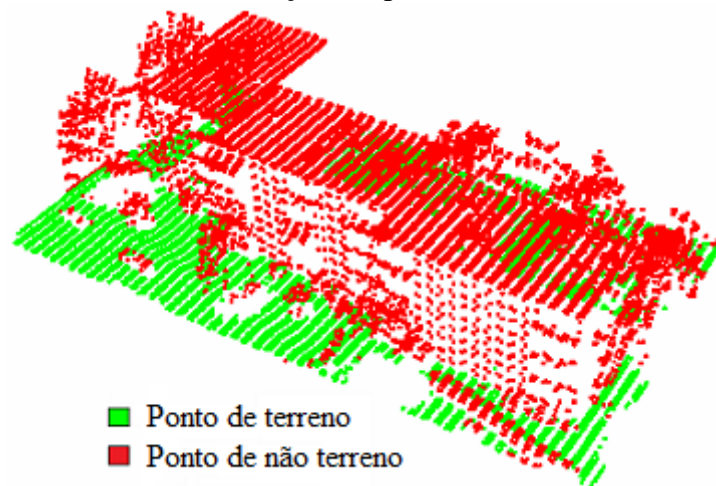
As Figuras 30, 31 e 32 mostram os resultados da classificação para as áreas de estudo. Os pontos de terreno estão representados na cor verde e os pontos de não terreno, tais como vegetação e telhados de edificações, aparecem na cor vermelha.

Figura 30 – Resultado da classificação em pontos de terreno e não terreno para Área 1.



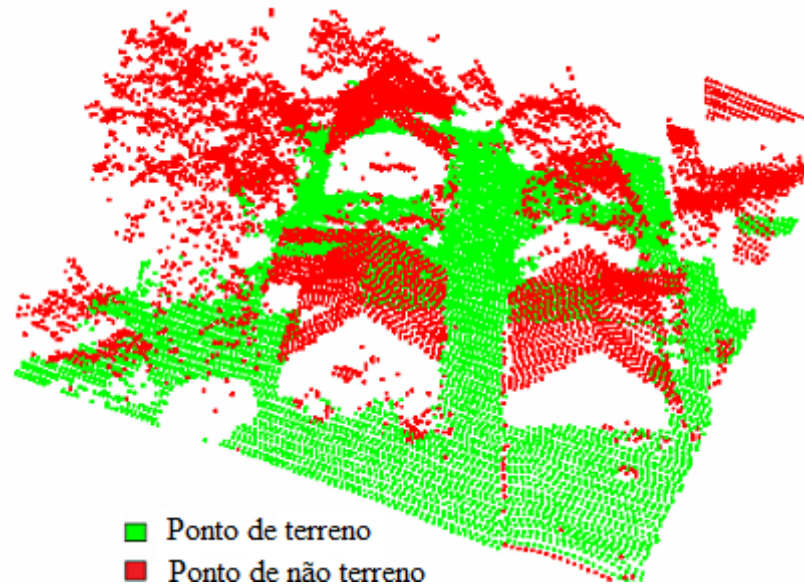
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 31 – Resultado da classificação em pontos de terreno e não terreno para Área 2.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 32 – Resultado da classificação em pontos de terreno e não terreno para Área 3.



Fonte: Elaborado pelo autor.

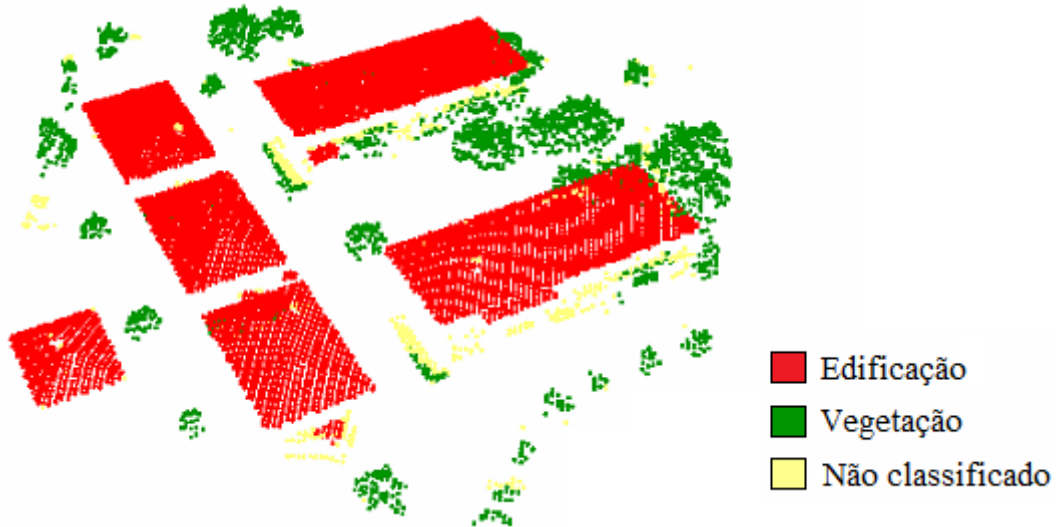
Com base nas Figuras 30, 31 e 32, verificou-se por meio da análise visual que o método de classificação por meio da função *lasground* mostrou-se eficiente na obtenção dos pontos de terreno e não terreno.

Na sequência, os pontos de terreno foram excluídos e, então, aplicou-se a função *lasheight* a fim de calcular a altura de cada ponto acima do terreno. Com base nas características predominantes das edificações da área de estudo, nesta etapa foi considerada a opção *-drop\_below 3*, mantendo como pontos de não terreno somente aqueles acima de 3 m, ou seja, considerando as edificações com altura maior que 3 m.

Com o MDSn da região com os pontos acima de 3 m, foi feita a classificação dos pontos em edificação ou vegetação por meio da função *lasclassify*. Foram considerados os valores padrão para os parâmetros desta função, ou seja, *planar = 0,1 m*; *rugged = 0,4 m*; e *ground\_offset = 2 m*. As Figuras 33, 34 e 35 mostram os resultados da classificação para as 3 áreas de estudo. Os pontos de edificação estão representados na cor vermelha, os pontos de vegetação na cor verde e os pontos não classificados em bege.

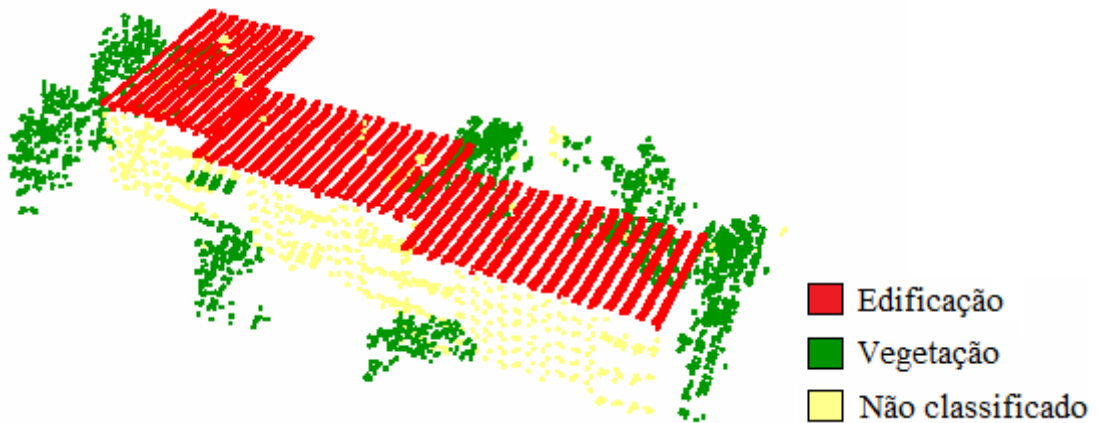


Figura 33 – Resultado da classificação por meio da função *lasclassify* para Área 1.



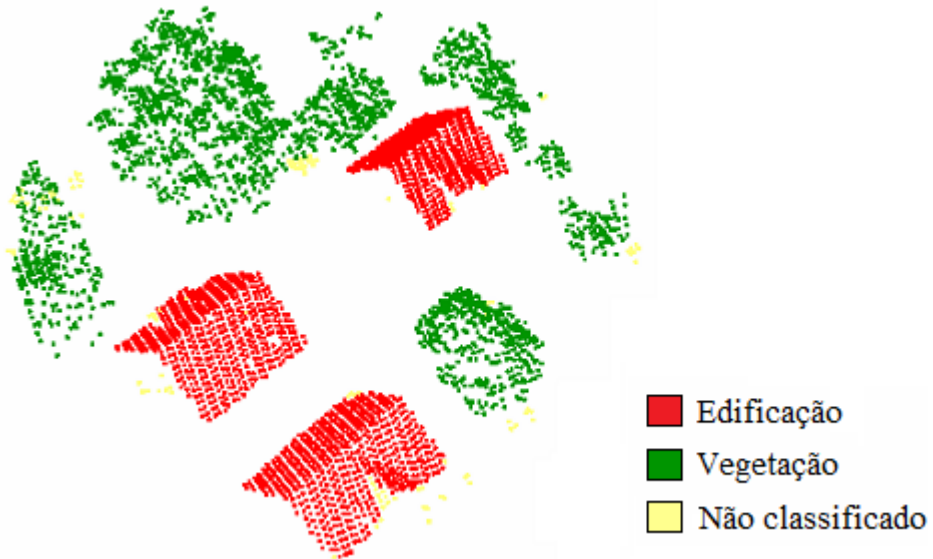
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 34 – Resultado da classificação por meio da função *lasclassify* para Área 2.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 35 – Resultado da classificação por meio da função *lasclassify* para Área 3.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Com base nas Figuras 33, 34 e 35, verificou-se que o método de classificação por meio da função *lasclassify* mostrou-se eficiente na identificação dos pontos de telhado de edificações.

Uma vez classificado o MDSn, foi possível separar os pontos correspondentes às edificações dos demais e, na sequência, a nuvem de pontos referentes às edificações foi regularizada, resultando, desta forma, numa grade regular de pontos por meio da função *lasgrid* da biblioteca *LAStools*, conforme mencionado na Subseção 3.2.2. Para a criação da malha bidimensional foi definido o espaçamento entre os pontos de 30 cm.

### **4.3 Extração dos contornos das edificações nos dados LiDAR**

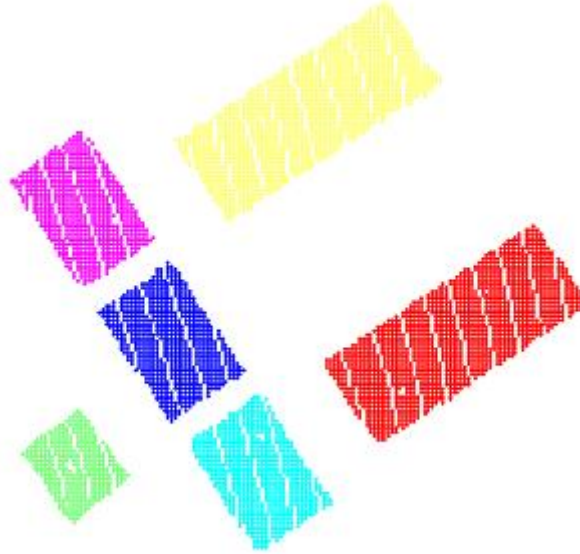
As etapas envolvidas na extração dos contornos das edificações nos dados LiDAR corresponderam à separação automática das edificações nos dados LiDAR baseado no algoritmo de crescimento de região; determinação do menor polígono não convexo de cada edificação por meio da função *lasboundary* da biblioteca *LAStools*; e identificação dos pontos de início e final de cada lado do telhado pela análise do ângulo de deflexão dos vetores formados pelos pontos dos contornos, a fim de individualizar cada lado do telhado.

#### **4.3.1 Separação automática das edificações nos dados LiDAR**

No procedimento de separação automática das edificações nos dados LiDAR baseado no algoritmo de crescimento de região foram considerados limiares iguais para todas as áreas de estudo. Consideraram-se como edificações as feições que apresentassem um número de pontos igual ou superior a 300 pontos, o que corresponde a considerar edificações que possuem área equivalente a pelo menos 27 m<sup>2</sup>. Além disso, foi considerado como limiar de desnível o valor de 30 cm e como critério de vizinhança o padrão de 8 vizinhos.

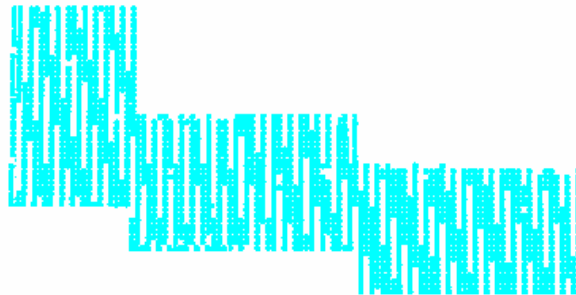
As Figuras 36, 37 e 38 mostram o resultado da separação automática das edificações nos dados LiDAR baseado no algoritmo de crescimento de região para as áreas de estudo.

Figura 36 – Resultado da separação automática das edificações nos dados LiDAR baseado no algoritmo de crescimento de região para Área 1.



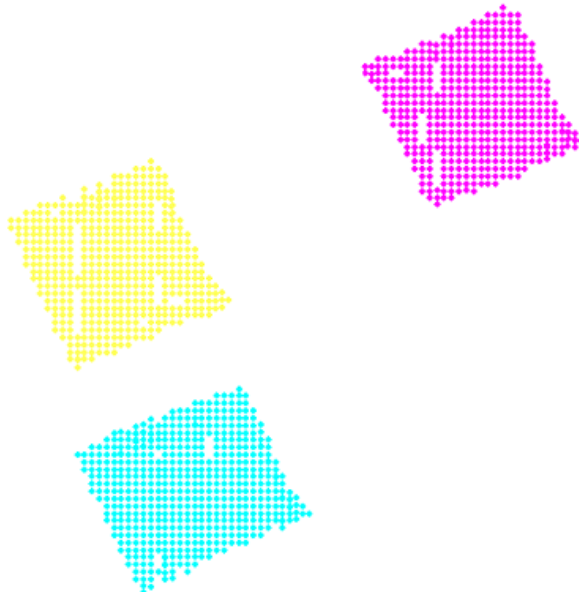
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 37 – Resultado da separação automática das edificações nos dados LiDAR baseado no algoritmo de crescimento de região para Área 2.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 38 – Resultado da separação automática das edificações nos dados LiDAR baseado no algoritmo de crescimento de região para Área 3.



Fonte: Elaborado pelo autor.

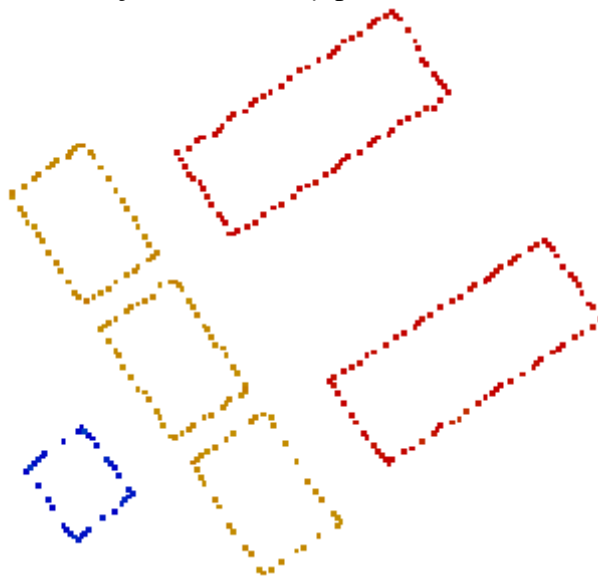
Com base nas Figuras 36 e 38, referentes às Áreas 1 e 3, respectivamente, verificou-se que os resultados obtidos com base no algoritmo de crescimento de região foram satisfatórios, separando de forma coerente as edificações apresentadas de cores distintas. Quanto ao resultado referente à Área 2, o algoritmo não obteve êxito em separar as edificações. Isso pode ser explicado pelo fato de que as edificações são conjugadas, muito próximas uma das outras e com pequena diferença de altura entre os blocos vizinhos. Desta forma, as edificações foram reconhecidas como sendo uma única feição.

#### 4.3.2 Extração dos pontos de contornos das edificações

Esta etapa consistiu na identificação dos pontos que envolvem o contorno das edificações realizada por meio da função *lasboundary* da biblioteca LAStools. Com base no parâmetro ‘-concavity’ foi possível estabelecer a não convexidade do polígono externo. Para tanto, considerou-se o valor 2, sendo este valor adotado empiricamente por meio de testes realizados.

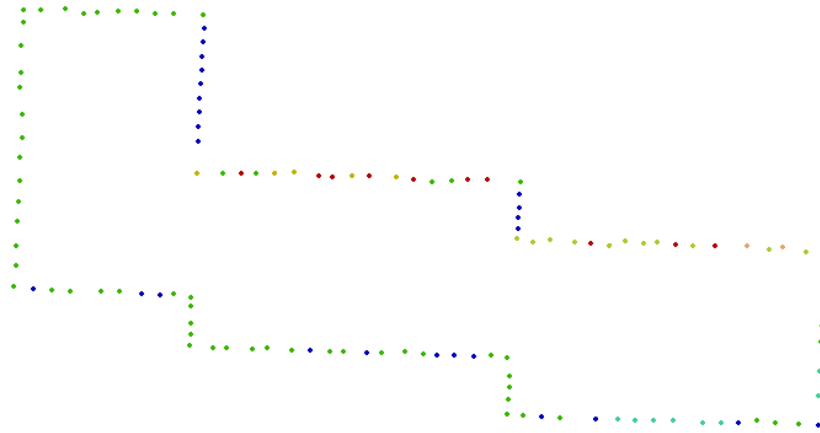
As Figuras 39, 40 e 41 mostram o resultado da identificação dos pontos que envolvem o contorno das edificações realizada por meio da função *lasboundary* para as áreas de estudo.

Figura 39 – Resultado da identificação dos pontos de contorno das edificações por meio da função *lasboundary* para Área 1.



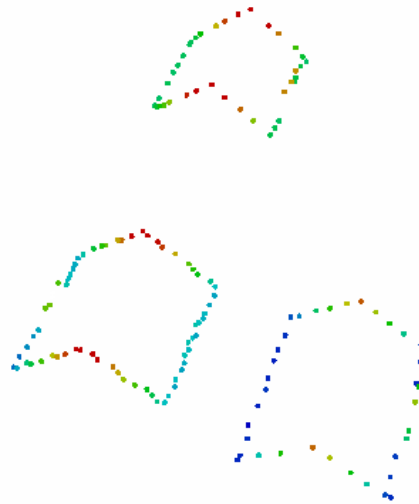
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 40 – Resultado da identificação dos pontos de contorno das edificações por meio da função *lasboundary* para Área 2.



Fonte: Elaborado pelo autor.

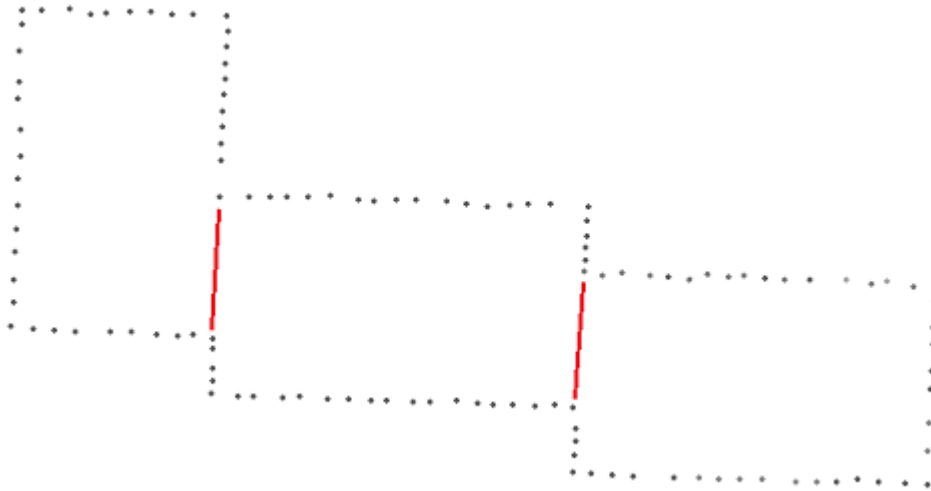
Figura 41 – Resultado da identificação dos pontos de contorno das edificações por meio da função *lasboundary* para Área 3.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Com base nas Figuras 39, 40 e 41, verificou-se que a identificação dos pontos que envolvem o contorno das edificações realizada por meio da função *lasboundary* mostrou-se satisfatória. É possível notar nestas figuras a influência do processo de amostragem dos dados LiDAR, que faz com que as bordas não sejam bem definidas, ao contrário das extraídas a partir das imagens ópticas. No caso da Área 2, tendo em vista a não separação das diferentes edificações no processo de crescimento de região, o contorno obtido refere-se à todas as edificações, deixando de identificar os lados internos como mostrados pelas linhas vermelhas na Figura 42.

Figura 42 – Não identificação dos lados internos das edificações da Área 2.



Fonte: Elaborado pelo autor.

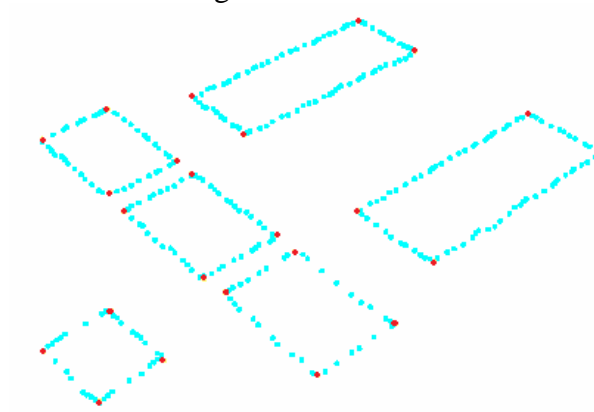
A partir dos pontos pertencentes aos contornos das edificações, o próximo passo foi obter os pontos de cada um dos lados, em separado. Para tanto, foram determinados o ponto de início e final de cada lado do telhado pela análise do ângulo de deflexão ( $\theta_d$ ) dos vetores formados pelos pontos dos contornos como descrito na Seção 3.2.3.2.

Na análise dos ângulos de deflexão foi adotado um intervalo considerando dois limiares  $L_1$  (baixo) e  $L_2$  (alto), onde os valores dos ângulos calculados para cada ponto foram analisados e verificados se estão dentro do intervalo estabelecido. A determinação destes limiares foi feita de forma empírica e, após alguns testes, verificou-se como limiares adequados os seguintes valores:  $L_1 = 55^\circ$  e  $L_2 = 100^\circ$ .

Dependendo da amostragem e densidade dos dados LiDAR, bem como do resultado da segmentação por crescimento de região, os pontos de contorno dos telhados das edificações resultantes podem se comportar de maneira irregular e, desta forma, pontos que não são extremos dos lados da edificação podem apresentar ângulos de deflexão dentro do intervalo estabelecido. Para solucionar este problema, determinou-se novamente o ângulo de deflexão, mas agora, somente entre os pontos candidatos a pontos extremos das retas que possuíam ângulos dentro do intervalo estabelecido e, considerando um novo limiar, foram identificados os pontos que apresentam ângulos de deflexão maiores que o limiar adotado. Neste caso, o limiar adotado foi de  $40^\circ$ .

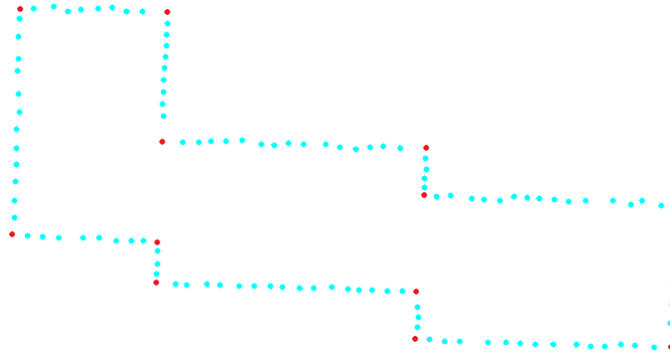
Como pode-se observar nas Figura 43, 44 e 45, os pontos em vermelho referem-se aos pontos extremos dos lados das edificações obtidos pela análise do ângulo de deflexão entre os vetores formados pelos pontos de contorno.

Figura 43 – Pontos extremos dos lados das edificações da Área 1 obtidos pela análise do ângulo de deflexão.



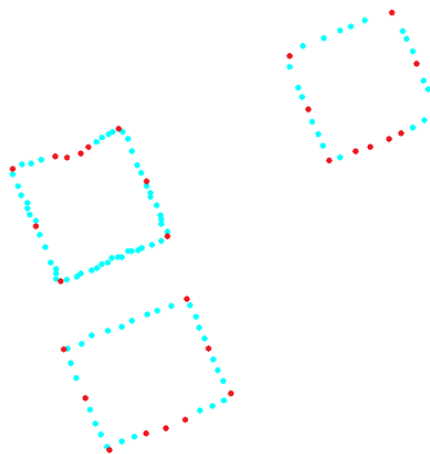
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 44 – Pontos extremos dos lados das edificações da Área 2 obtidos pela análise do ângulo de deflexão.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 45 – Pontos extremos dos lados das edificações da Área 3 obtidos pela análise do ângulo de deflexão.

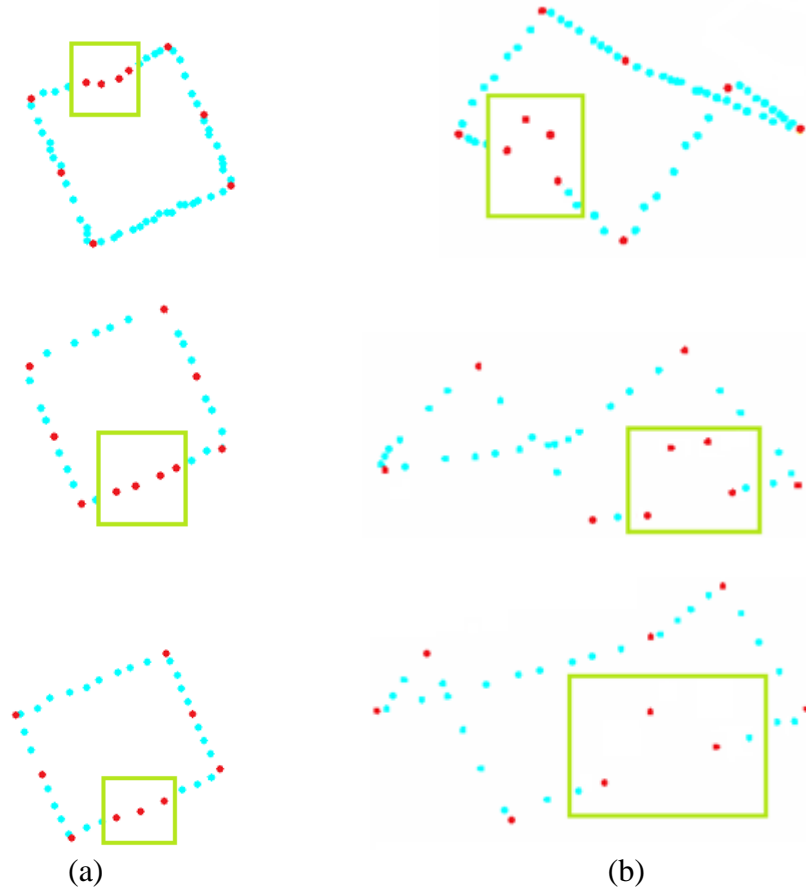


Fonte: Elaborado pelo autor.

Nas Figuras 43 e 44, que se referem às Áreas 1 e 2, respectivamente, verificou-se que os pontos extremos de cada lado foram determinados de forma coerente. O mesmo ocorreu no

caso da Área 3 mostrado na Figura 45. No entanto, as edificações presentes na Área 3 apresentam em uma das águas de cada telhado uma pequena construção externa que inclui a janela do sótão. Sendo assim, pontos extremos referentes a essa construção também foram determinados, como mostrado na Figura 46, onde aparecem circundados pelo retângulo verde.

Figura 46 – Pontos extremos dos contornos da edificação obtidos referentes à construção externa no telhado das edificações da Área 3 (a) vistos do topo e (b) em perspectiva 3D.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Conhecendo o ponto inicial e final dos lados das edificações, os pontos referentes a cada lado das edificações foram separados em arquivos \*.txt distintos. Caso não haja pontos entre os pontos extremos de cada lado, como se pode verificar na Figura 46, os arquivos foram salvos, mas como contêm apenas dois pontos, não foram considerados na etapa que segue.



#### **4.4 Refinamento dos contornos das edificações integrando dados LiDAR e imagens**

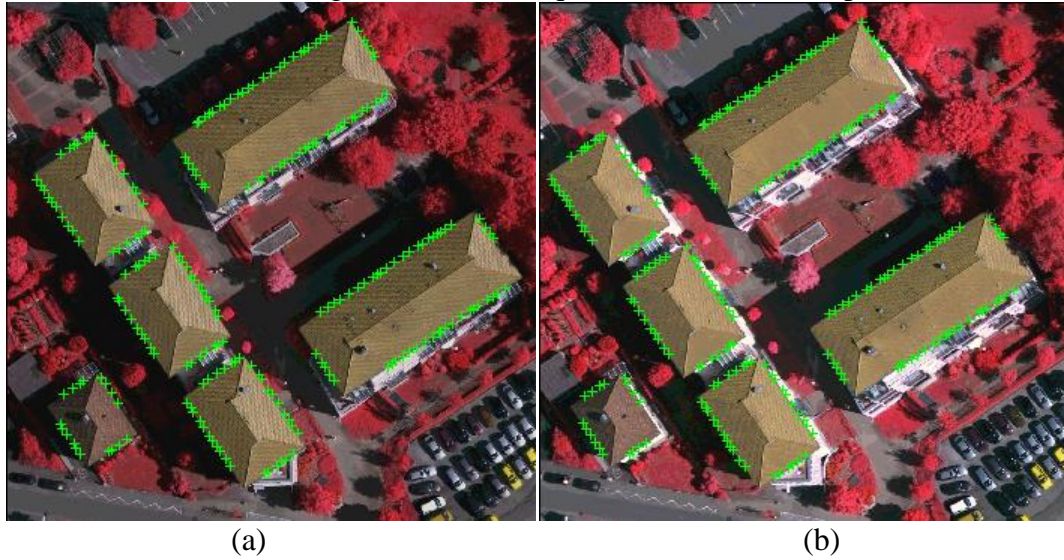
Nesta subsecção são descritos os resultados obtidos na integração entre os pontos de contorno das edificações obtidos sobre os dados LiDAR e as bordas de Canny detectadas nas imagens, visando a extração da borda que melhor represente os contornos dos telhados. Este método envolveu a busca da borda de Canny das edificações, com auxílio dos pontos de contorno das edificações obtidos nos dados LiDAR, seguido do ajuste de retas dos pixels de borda pelo MMQ a fim de obter uma figura geométrica que represente os lados dos telhados de edificações.

Uma vez conhecidos os pontos inicial e final de cada lado da edificação nos dados LiDAR, os pontos de cada lado individualmente foram projetados nas imagens de bordas utilizando as Equações 6 e 15, onde foi realizada a busca das bordas detectadas por Canny mais próximas. Vale ressaltar a importância do registro entre os dados LiDAR e as imagens, principalmente nesta etapa do trabalho. O detector de Canny identifica as bordas de todos os objetos presentes nas cenas de acordo com os parâmetros adotados. Caso o registro entre os dados LiDAR e as imagens não seja de qualidade, o procedimento de busca das bordas de Canny mais próximas aos pontos provenientes dos dados LiDAR, poderá resultar em falsos pontos de bordas referentes às edificações.

Com os pixels de bordas de Canny mais próximos encontrados, para cada feição nas respectivas imagens dos pares, foi feito ajuste de retas 2D pelo MMQ seguida da aplicação do teste Tau.

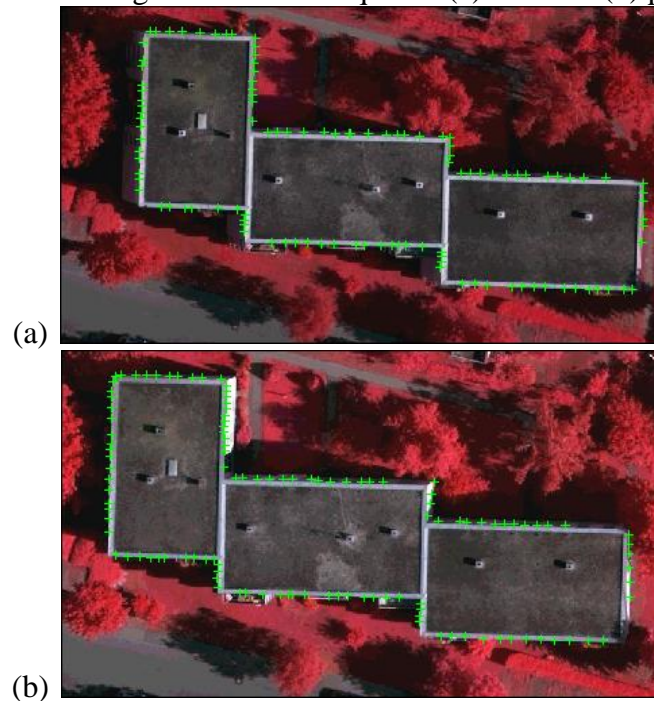
As Figuras 47, 48 e 49 mostram os pontos resultantes do ajuste das retas para cada área de estudo.

Figura 47 – Pontos de bordas de Canny resultantes do processo de ajuste de retas e teste Tau nos recortes das imagens aéreas da esquerda (a) e direita (b) para Área 1.



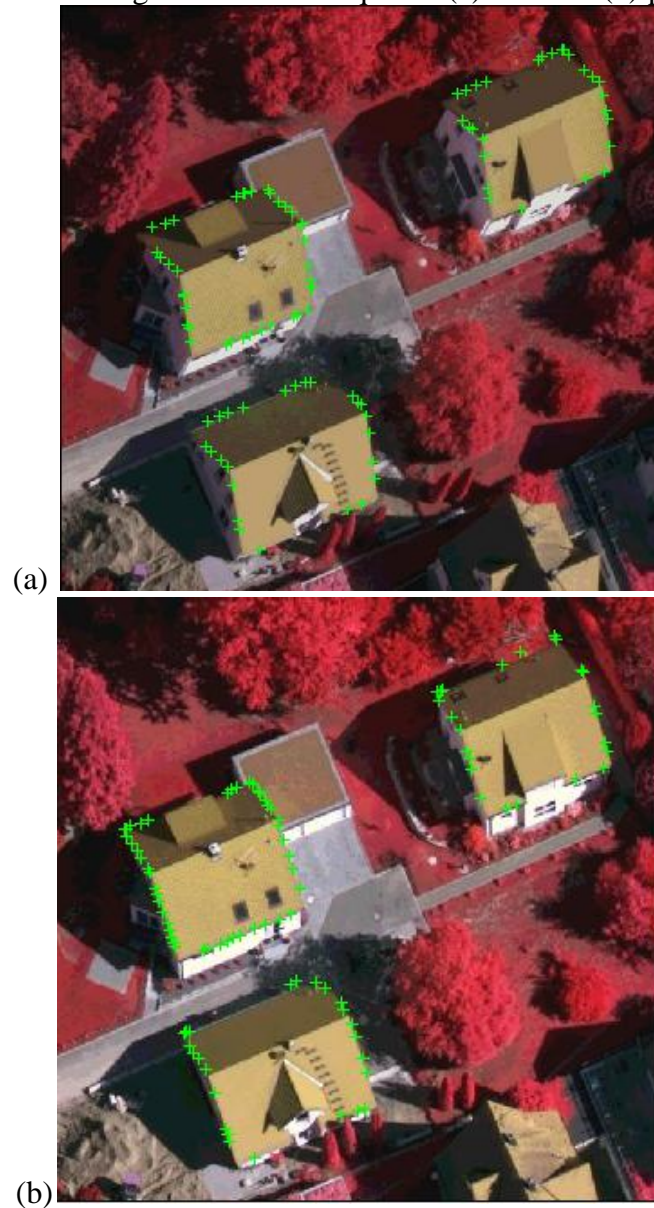
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 48 – Pontos de bordas de Canny resultantes no processo de ajuste de retas e teste Tau nos recortes das imagens aéreas da esquerda (a) e direita (b) para Área 2.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 49 – Pontos de bordas de Canny resultantes do processo de ajuste de retas e teste Tau nos recortes das imagens aéreas da esquerda (a) e direita (b) para Área 3.

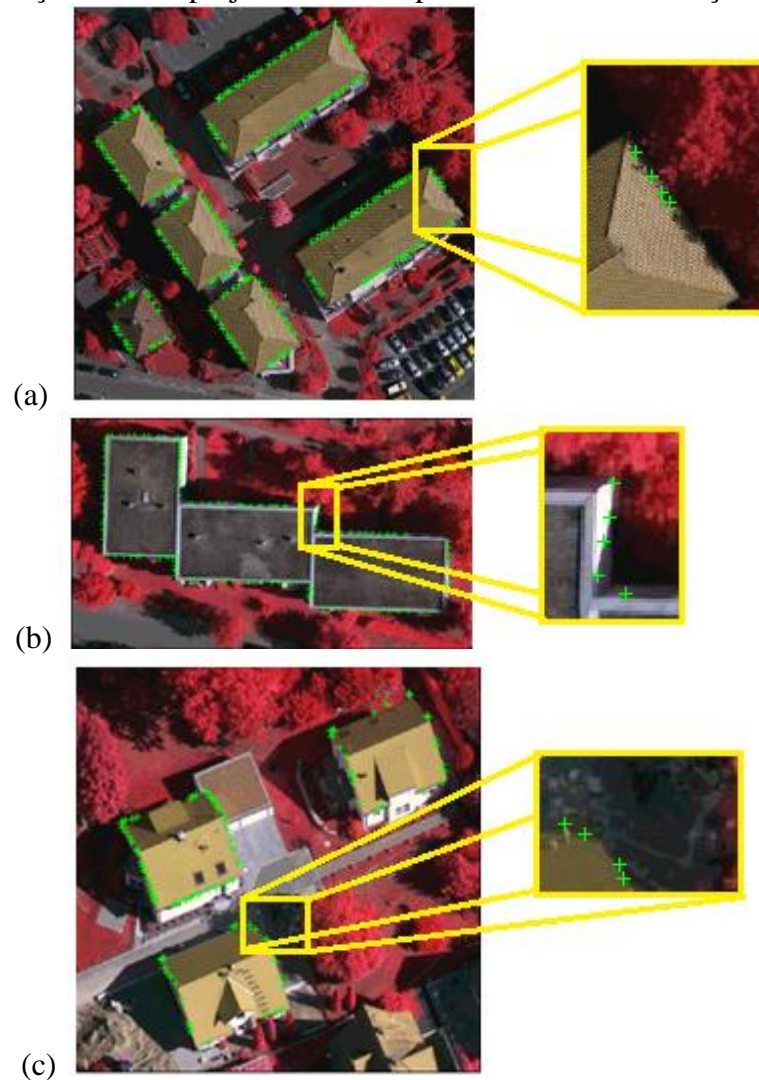


Fonte: Elaborado pelo autor.

Com base nas Figuras 47, 48 e 49, verificou-se que a maioria dos pontos de bordas de Canny resultantes do ajuste de retas condiz com os contornos reais das edificações.

No entanto, pôde-se observar a presença de sombra de árvores projetada numa porção de um telhado da Área 1 (Figura 50a) e da Área 3 (Figura 50c), enquanto na Figura 50b, verificou-se a sombra de uma das edificações da Área 2 projetada na parede de outra.

Figura 50 – (a) e (c) Sombras de árvores projetadas sobre os telhados; (b) sombra da edificação vizinha projetada sobre a parede de outra edificação.

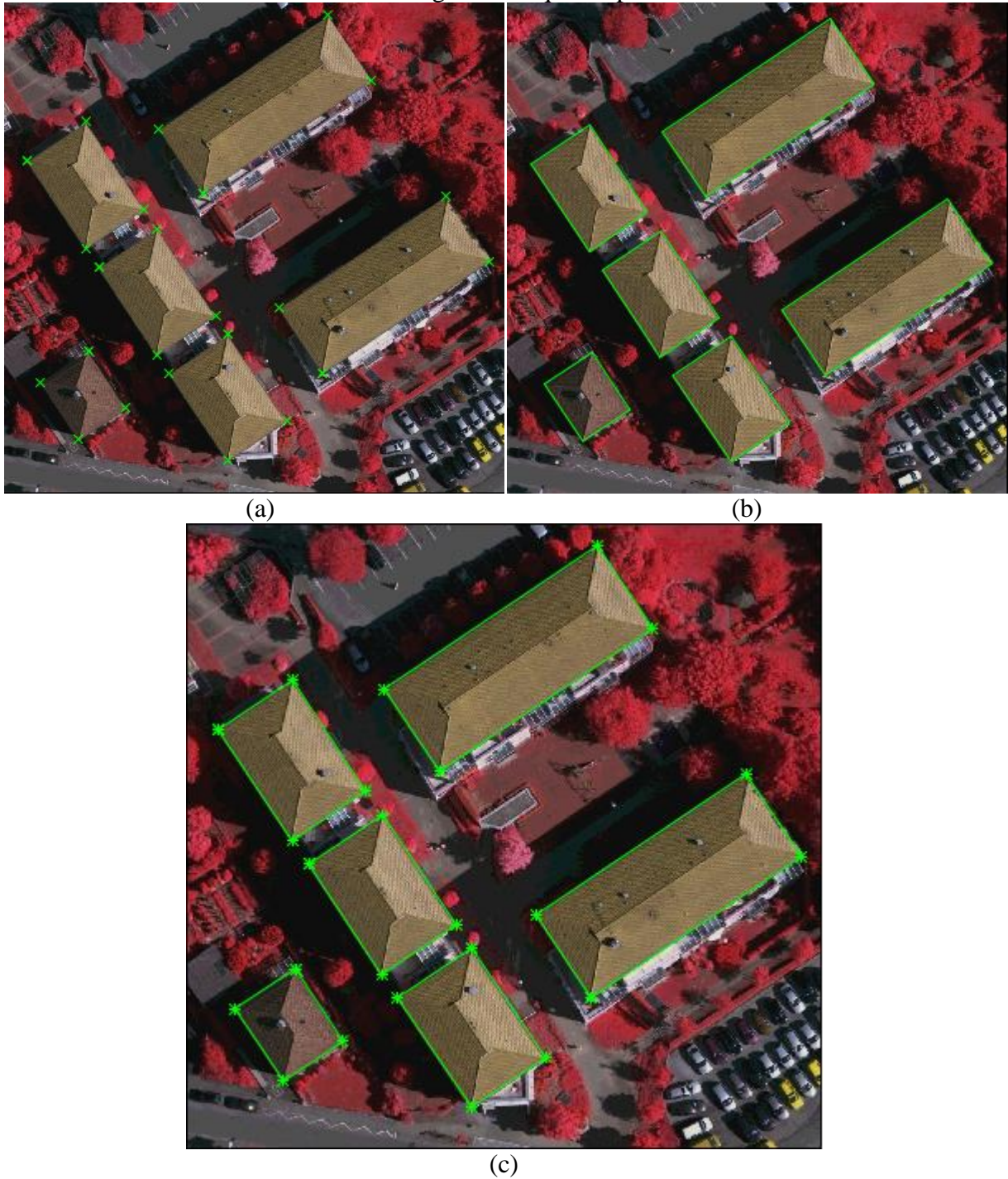


Fonte: Elaborado pelo autor.

Devido a isso, nestas situações mostradas em destaque, a borda detectada por Canny não resultou na real borda dos telhados, mas na borda das sombras projetadas. Sendo assim, na busca dos pixels de bordas mais próximos dos pontos LiDAR de contorno projetados, os pixels de borda da sombra foram os mais próximos e, desta forma, considerados pixels de bordas de edificações. Esta situação explica o fato dos pixels resultantes do ajuste de retas pertencerem ao contorno das sombras projetadas.

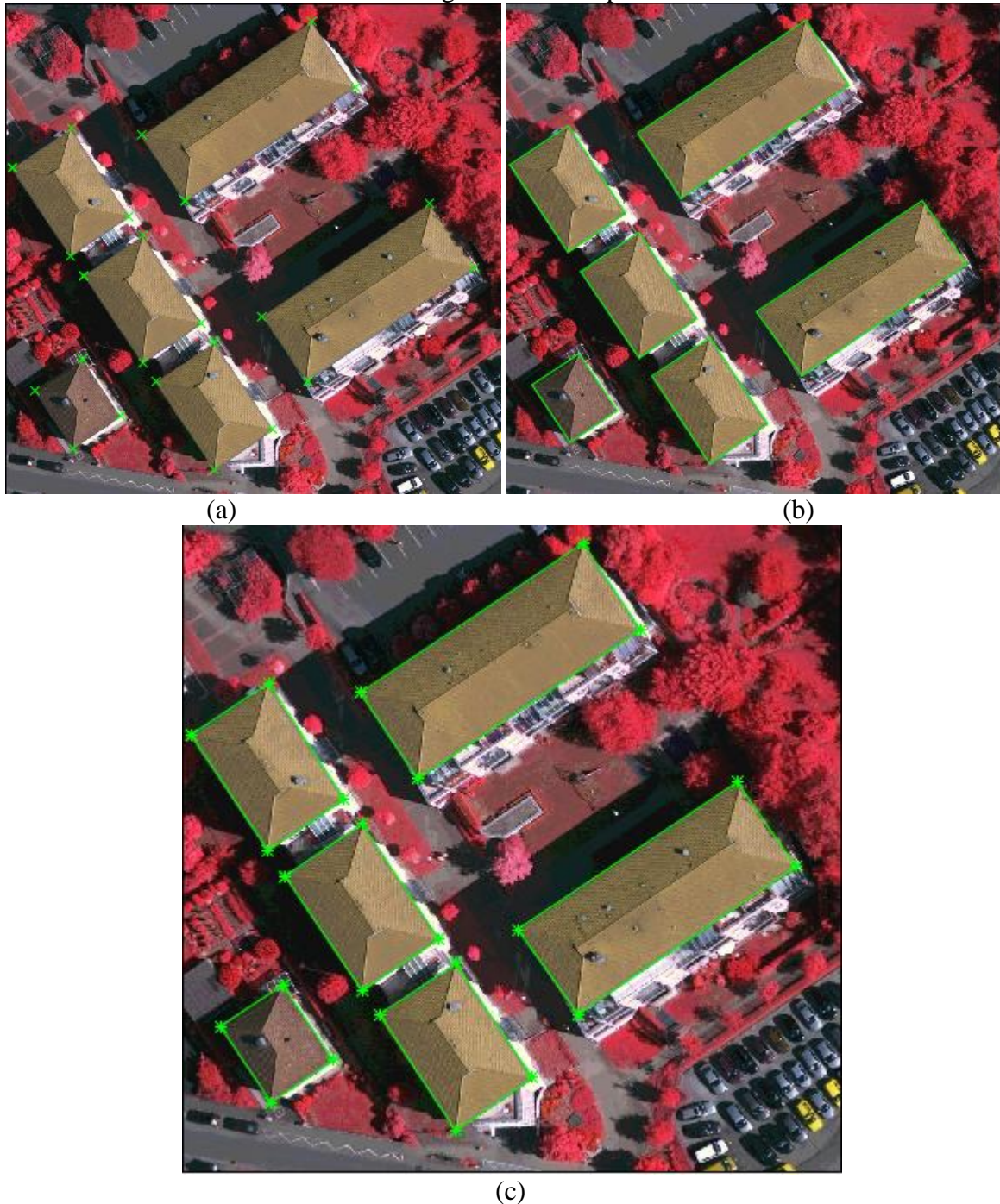
Com os pontos de bordas de Canny resultantes do processo de ajuste de retas pelo MMQ e teste Tau referentes a cada lado dos telhados de edificações, foi possível, com os parâmetros das retas obtidas, realizar a intersecção entre elas a fim de obter os cantos dos telhados. As Figuras 51, 52 e 53 mostram os cantos das edificações determinados e as retas ajustadas referentes aos contornos dos telhados de edificações para cada área de estudo.

Figura 51 – (a) Cantos das edificações; (b) retas ajustadas; (c) cantos e contornos finais obtidos na imagem da esquerda para Área 1.



Fonte: Elaborado pelo autor.

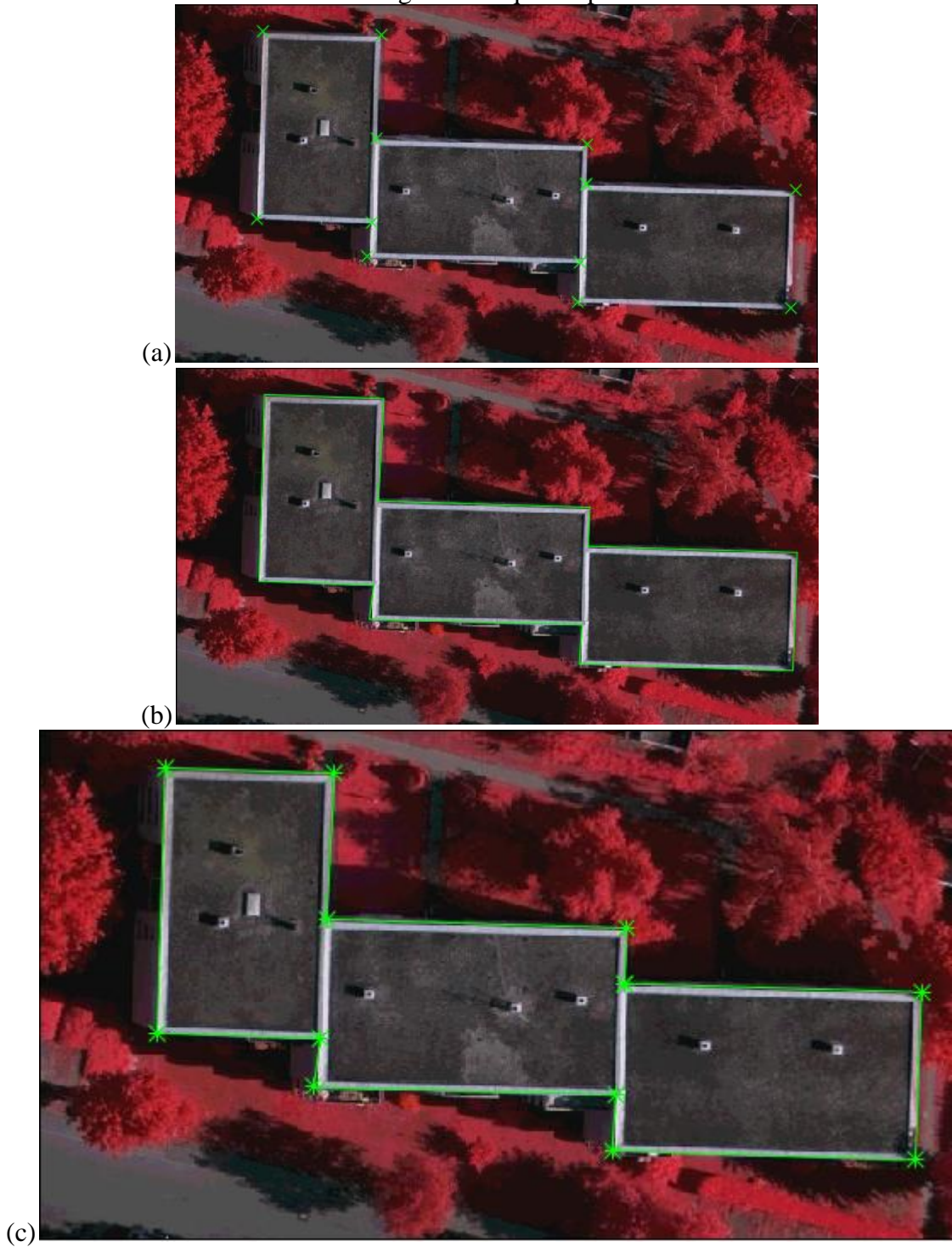
Figura 52 – (a) Cantos das edificações; (b) retas ajustadas; (c) cantos e contornos finais obtidos na imagem da direita para Área 1.



Fonte: Elaborado pelo autor.

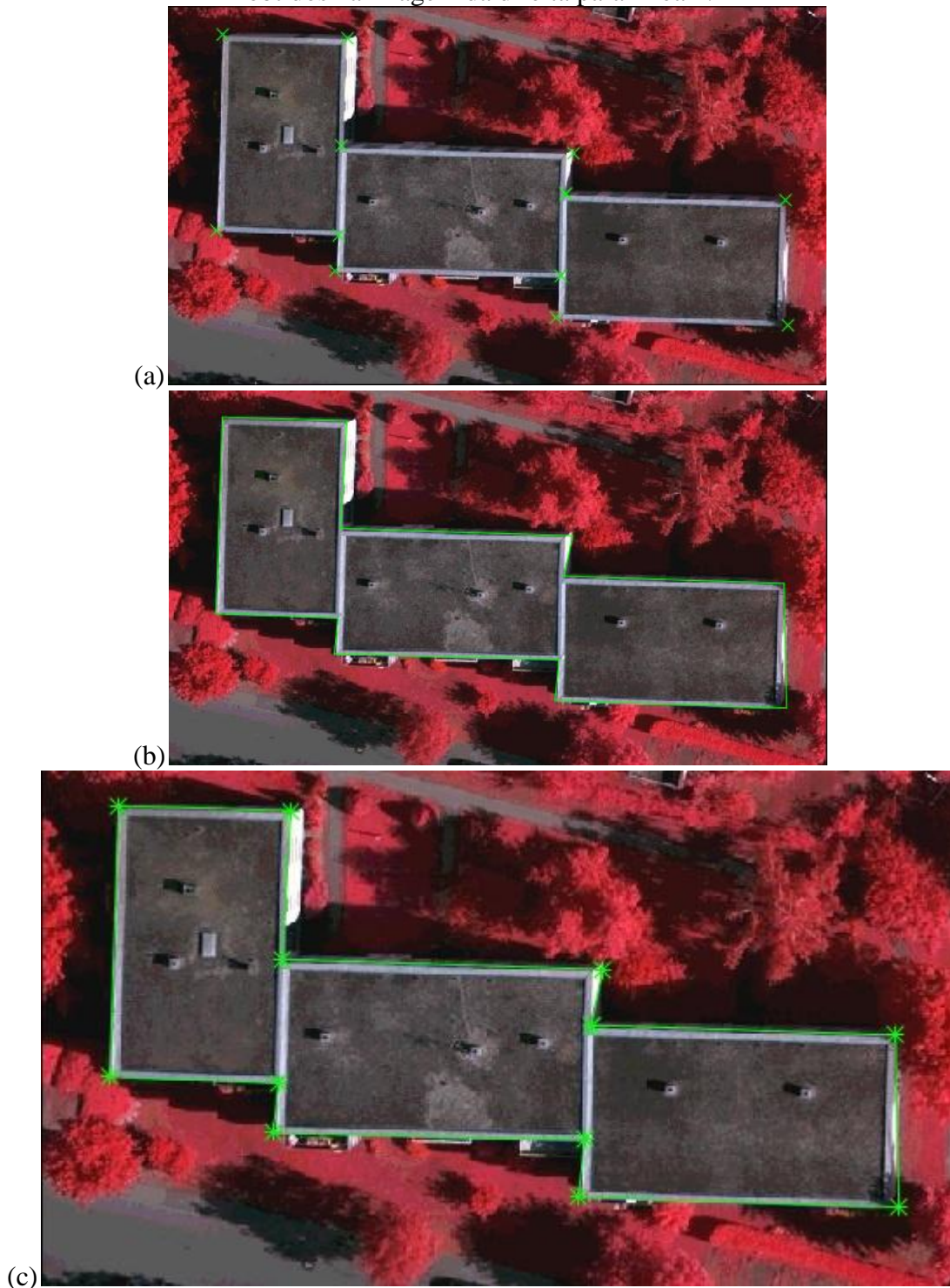
Com base nas Figuras 51 e 52 referentes à Área 1, verificou-se que a obtenção dos cantos e retas ajustadas para cada lado do telhado das edificações mostrou-se coerente. No entanto, no caso da edificação que possui a projeção de uma sombra sobre um lado do telhado (Figura 50a), o contorno e seus respectivos cantos apresentaram um deslocamento em relação ao lado real do telhado de edificação, como é possível ver na Figura 52c.

Figura 53 – (a) Cantos das edificações; (b) retas ajustadas; (c) cantos e contornos finais obtidos na imagem da esquerda para Área 2.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 54 – (a) Cantos das edificações; (b) retas ajustadas; (c) cantos e contornos finais obtidos na imagem da direita para Área 2.



Fonte: Elaborado pelo autor.

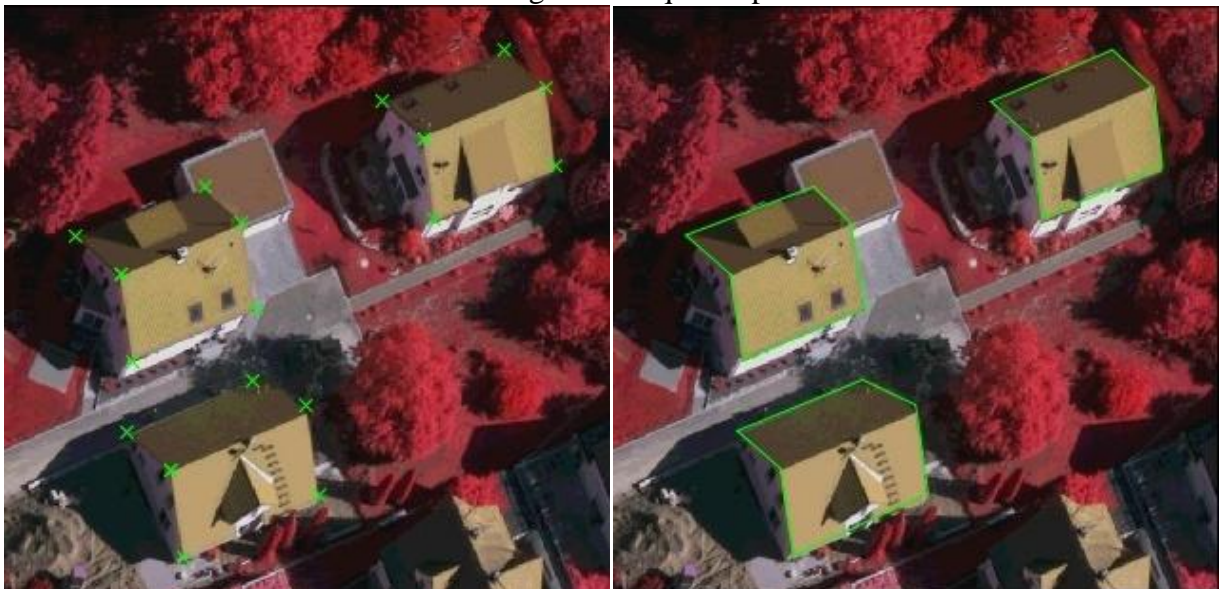
As edificações da Área 2, consideradas como uma única feição a partir do método de separação automática com base no crescimento de região, tiveram os seus cantos determinados de forma satisfatória. Os contornos obtidos apresentaram coerência, porém os lados internos das edificações não foram determinados (Figuras 53 e 54).



Pôde-se verificar uma pequena sombra projetada na porção direita inferior da edificação que não influenciou na determinação do seu contorno com qualidade. Neste caso, os pontos pertencentes à borda da sombra possivelmente foram excluídos por meio do teste Tau e, portanto, não foram considerados no ajuste final de retas (Figura 48). Além disso, na Figura 54c, verificou-se que a sombra da edificação projetada na parede da edificação vizinha foi determinada erroneamente como contorno da edificação.

Nas Figuras 55 e 56 são apresentados os cantos e retas ajustadas para as imagens (esquerda e direita) da Área 3.

Figura 55 – (a) Cantos das edificações; (b) retas ajustadas; (c) cantos e contornos finais obtidos na imagem da esquerda para Área 3.



(a)

(b)

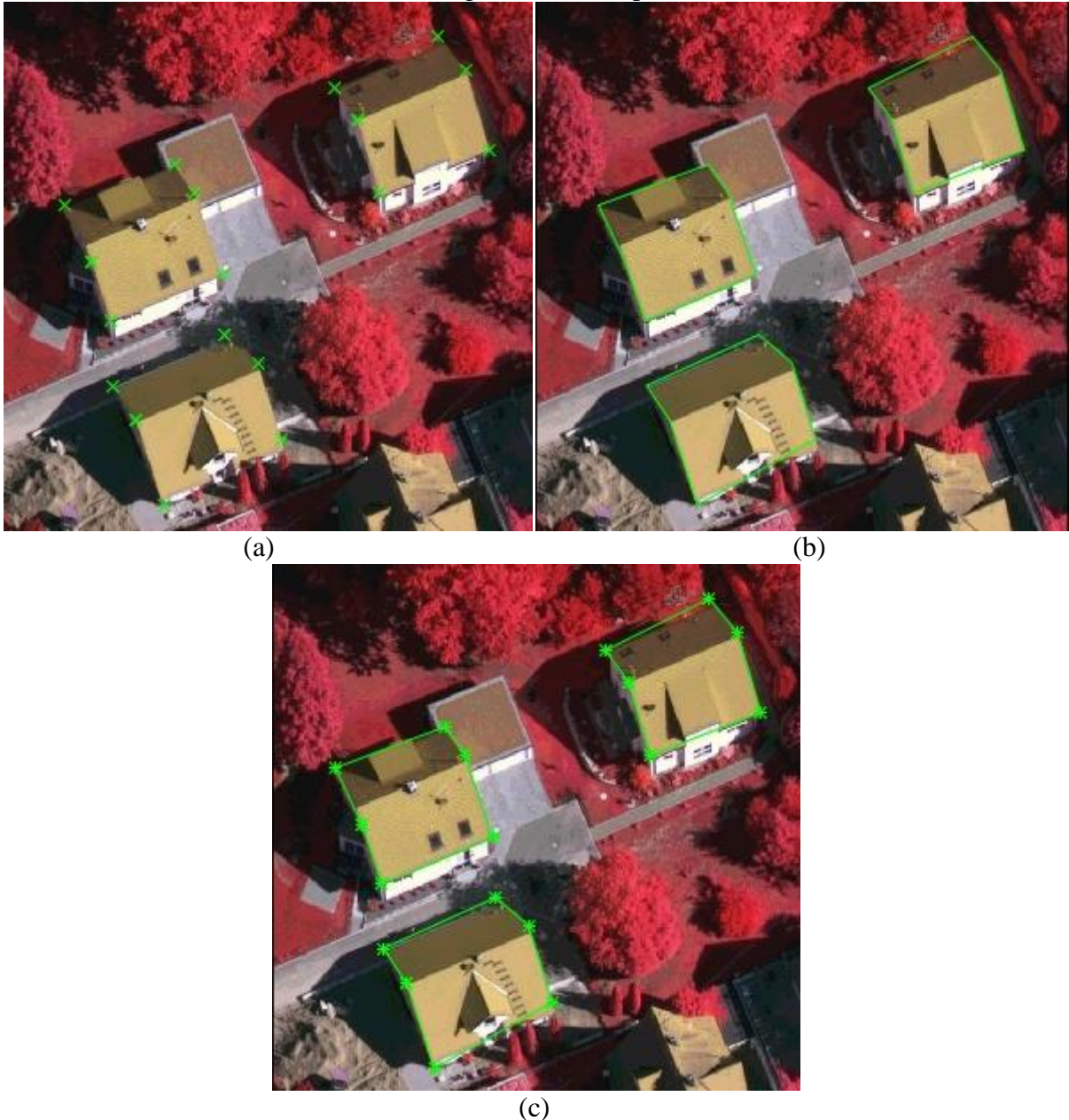


(c)

Fonte: Elaborado pelo autor.

Com base na Figura 55, verificou-se que os cantos e os contornos finais obtidos para os lados de edificações da imagem da esquerda correspondente à Área 3 foram determinados de forma condizente, a não ser por um pequeno deslocamento no contorno do lado da edificação que possui sombra de árvores projetadas, como já mencionado.

Figura 56 – (a) Cantos das edificações; (b) retas ajustadas; (c) cantos e contornos finais obtidos na imagem da direita para Área 3.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Na Figura 56b, pôde-se verificar que um dos lados da edificação superior direita foi determinado com um deslocamento em relação ao seu contorno na imagem. A mesma

situação ocorreu com o lado do telhado da edificação que possui a projeção de sombra sobre si.

#### 4.5 Avaliação da qualidade

Conforme apresentado, os resultados obtidos pelo método proposto são coerentes, apesar de certas limitações, tendo em vista a análise visual realizada com base nos experimentos realizados. Além da avaliação qualitativa, a avaliação quantitativa se fez necessária.

Neste trabalho, a avaliação quantitativa do método desenvolvido foi realizada por meio da comparação das coordenadas 3D no espaço objeto dos cantos das edificações obtidas a partir das coordenadas de imagem determinadas pelo método proposto, com as coordenadas 3D adotadas como referência estimadas a partir de leituras monoscópicas realizadas em cada imagem por um operador.

Sendo assim, foi possível calcular a raiz do erro médio quadrático (REM<sub>Q</sub>) de cada componente (Equação 38).

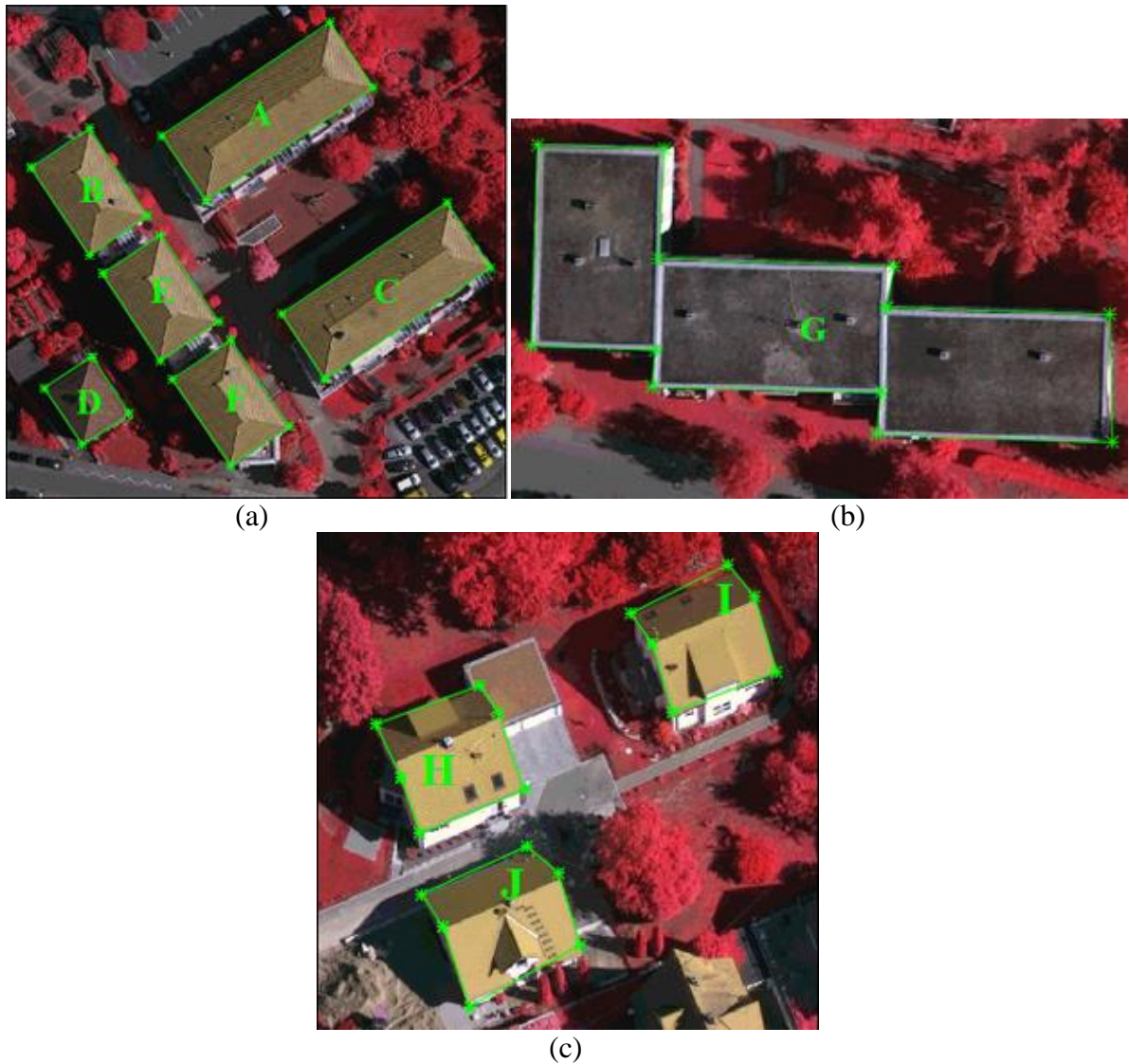
$$\text{REM}_Q = \sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i^C - X_i^R)^2 / N} \quad (38)$$

onde  $X_i^C$ ,  $X_i^R$  são as coordenadas calculadas e de referência, respectivamente; e

$N$  o número de cantos de telhados de edificações utilizados no cálculo da REM<sub>Q</sub>.

As Tabelas 2, 3 e 4 mostram os valores da REM<sub>Q</sub> obtidos para cada telhado das edificações presentes nas áreas de estudo e a média dos valores resultantes para planimetria e altimetria em cada área. Considerando que o GSD da imagem seja 0,08 m, a média foi expressa também em valores de GSD. A Figura 57 mostra uma letra associada a cada um dos telhados das áreas de estudo, de modo a facilitar a sua identificação de acordo com a informação presente nas tabelas.

Figura 57 – Letras associadas aos telhados de edificações para as áreas de estudo (a) 1, (b) 2 e (c) 3.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 2 – Valores de REMQ para planimetria e altimetria dos telhados de edificações da Área 1.

Área 1	REMQ	
	Horizontal (m)	Vertical (m)
Telhado A	0,103	0,048
Telhado B	0,027	0,117
Telhado C	0,238	0,398
Telhado D	0,021	0,125
Telhado E	0,042	0,118
Telhado F	0,039	0,060
<b>Média</b>	0,078	0,144
<b>Média (GSD)</b>	0,97	1,80

Com base na Tabela 2, verificou-se que os maiores valores de REMQ na planimetria e altimetria corresponderam ao Telhado C com valores de, aproximadamente, 24 cm e 40 cm, que correspondem a 2,97 GSD e 4,97 GSD, respectivamente. Isto pode ser justificado pela sombra projetada sobre um dos lados de seu telhado que fez com que o detector de Canny identificasse a borda da sombra ao invés da borda do lado da edificação, o que acabou por afetar a determinação da posição de seus cantos.

O menor valor de REMQ na planimetria correspondeu ao Telhado D, resultando em, aproximadamente, 2 cm. Quanto à altimetria o menor valor foi obtido para o Telhado A com o valor de, aproximadamente, 5 cm.

Tabela 3 – Valores de REMQ para planimetria e altimetria dos telhados de edificações da Área 2.

Área 2	REMQ		REMQ	
	Horizontal (m)	Vertical (m)	Horizontal (GSD)	Vertical (GSD)
Telhado G	0,186	1,054	2,32	13,17

Na Área 2, os contornos das edificações foram determinadas considerando-a como uma única feição, devido ao não êxito na etapa da separação automática de edificações com base no crescimento de regiões sobre os dados LiDAR, uma vez que os edifícios são conjugados. De acordo com a Tabela 3, o Telhado G teve como REMQ os valores de aproximadamente 19 cm e 1,1 m na planimetria e altimetria, que correspondem a 2,32 GSD e 13,17 GSD, respectivamente. O valor de REMQ obtido na componente Z pode ser explicado por um dos cantos determinados que se originou de uma borda de sombra detectada por Canny e considerada como lado de edificação pelo algoritmo. Esta borda corresponde a uma sombra projetada da edificação na parede de outra, o que é muito comum em um ambiente urbano, dependendo da posição do Sol e da posição e orientação da câmara no instante da tomada da imagem.

Tabela 4 – Valores de REMQ para planimetria e altimetria dos telhados de edificações da Área 3.

Área 3	REMQ	
	Horizontal (m)	Vertical (m)
Telhado H	0,097	0,161
Telhado I	0,219	0,583
Telhado J	0,338	0,665
<b>Média</b>	0,218	0,470
<b>Média (GSD)</b>	2,63	5,87

Com base na Tabela 4, verificou-se que o Telhado H resultou no melhor desempenho da Área 3, de acordo com os valores de REMQ obtidos, ou seja, aproximadamente, 10 cm na planimetria e 16 cm na altimetria, que correspondem a 1,21 GSD e 2,01 GSD, respectivamente. Os Telhados I e J apresentaram valores maiores de REMQ quando comparado ao Telhado H, devido a bordas não correspondentes às edificações terem sido identificadas como tal e mantidas no processo até o ajuste das retas que representam os contornos.

Comparando as três áreas de estudo, a Área 1, considerada como a situação ideal (desconsiderando a pequena sombra projetada em uma de suas edificações), resultou no melhor desempenho segundo os valores médios de REMQ obtidos para planimetria e altimetria que foram aproximadamente, 8 cm e 14 cm, correspondentes a 0,97 GSD e 1,80 GSD, respectivamente.

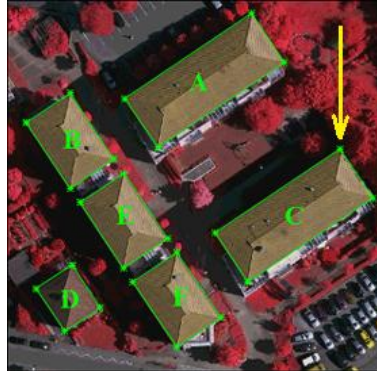
As discrepâncias planimétrica e altimétrica entre as coordenadas 3D no espaço objeto dos cantos das edificações obtidas a partir das coordenadas de imagem determinadas pelo método proposto e as coordenadas 3D adotadas como referência foram comparadas e, desta forma, os cantos que apresentaram maiores valores de discrepância em cada área foram identificados. A Tabela 5 mostra os valores de maior discrepância planimétrica e altimétrica entre as coordenadas calculadas pelo método e as coordenadas de referência dos cantos para as três áreas de estudo.

Tabela 5 – Maiores discrepâncias planimétrica e altimétrica entre as coordenadas calculadas pelo método e as coordenadas de referência dos cantos para as três áreas de estudo.

Áreas	Discrepância	
	Horizontal (m)	Vertical (m)
Área 1	0,381	-0,631
Área 2	0,368	-2,620
Área 3	0,542	1,602

A Figura 58 mostra o canto com maiores discrepâncias planimétrica e altimétrica referente à Área 1.

Figura 58 – Identificação do canto com maiores discrepâncias planimétrica e altimétrica entre as coordenadas calculadas pelo método e as coordenadas de referência para a Área 1.

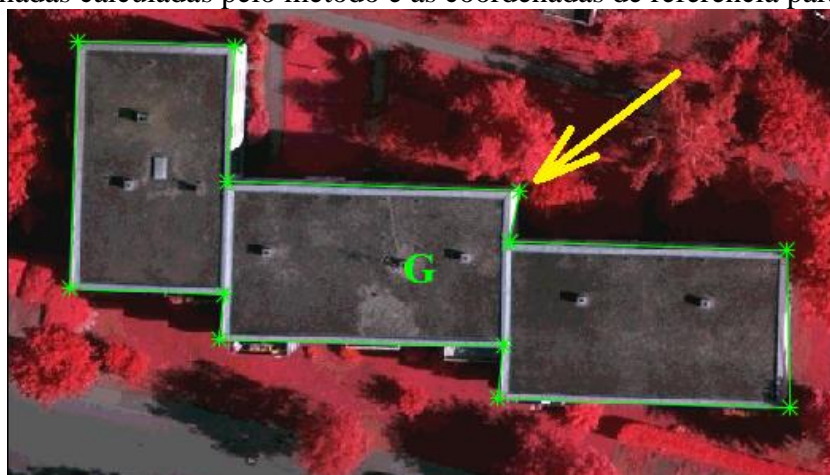


Fonte: Elaborado pelo autor.

Com base na Figura 58, verificou-se que o canto que teve a maior discrepância planimétrica e altimétrica, de 0,38 m e -0,63 m, respectivamente, segundo a Tabela 5, foi um dos cantos determinados pelo contorno da edificação C que possuía sombra projetada, fazendo com que o detector de Canny identificasse a borda da sombra ao invés da borda da edificação.

As maiores discrepâncias planimétrica e altimétrica para a Área 2 corresponde ao canto resultante de uma borda de sombra detectada por Canny e considerada como lado de edificação pelo algoritmo como ilustrado na Figura 59. De acordo com a Tabela 5, as discrepâncias foram de 0,36 m e -2,62 m para planimetria e altimetria, respectivamente.

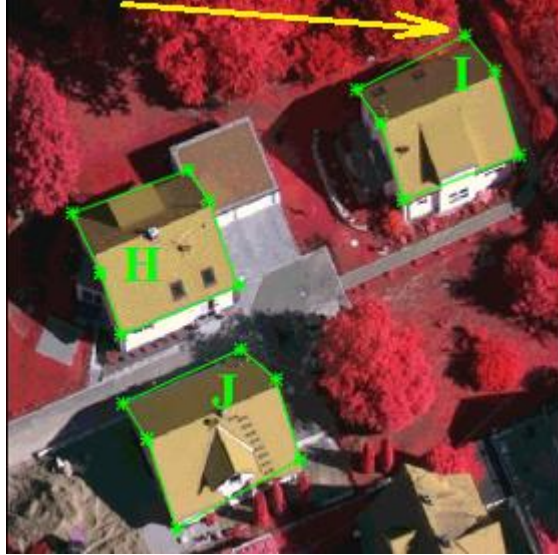
Figura 59 – Identificação do canto com maiores discrepâncias planimétrica e altimétrica entre as coordenadas calculadas pelo método e as coordenadas de referência para a Área 2.



Fonte: Elaborado pelo autor.

O ponto com maior discrepância na Área 3 é mostrado na Figura 60.

Figura 60 – Identificação do canto com maiores discrepâncias planimétrica e altimétrica entre as coordenadas calculadas pelo método e as coordenadas de referência para a Área 3.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Com base na Figura 60, verificou-se que o canto que teve a maior discrepância planimétrica e altimétrica, de 0,54 m e 1,60 m, respectivamente, de acordo com a Tabela 5, foi um dos cantos da Edificação I. Um dos contornos desta edificação utilizados na determinação do canto com maior discrepância foi obtido pelo ajuste pelo MMQ dos pontos de bordas de Canny. No entanto, alguns destes pontos não correspondiam à edificação como pode ser visto na Figura 49b e, além disso, o teste Tau não os identificou como pontos espúrios, considerando-os no ajuste pelo MMQ, influenciando negativamente na estimação dos parâmetros da reta.



## 5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

Este trabalho teve como objetivo o desenvolvimento e implementação de um método para a extração de contornos de telhados de edificações por meio da combinação de dados LiDAR e imagens aéreas digitais.

O método desenvolvido contemplou as seguintes etapas: extração das edificações nos dados LiDAR; extração dos contornos das edificações nos dados LiDAR; e refinamento dos contornos das edificações integrando dados LiDAR e imagens.

Para a extração de edificações nos dados LiDAR foram utilizadas funções da biblioteca LAsTools incorporadas ao código implementado em Linguagem C. Com base nos resultados dos experimentos, verificou-se que o método de classificação permitiu identificar os pontos referentes às edificações.

O resultado da separação automática das edificações nos dados LiDAR baseado no algoritmo de crescimento de região obteve êxito, ou seja, possibilitou separar as edificações quando elas eram espaçadas entre si ou apresentavam diferença de altura acima do limiar de altura adotado.

Na etapa da extração de contorno nos dados LiDAR referentes às edificações, a função *lasboundary* permitiu determinar de forma coerente o menor polígono não convexo que englobasse o conjunto de pontos externos ao conjunto de pontos da edificação, garantindo sua forma geométrica.

Assim como em Chang et al. (2014) e Marcato e Dal Poz (2014), neste trabalho foi utilizado o detector de Canny para a detecção de bordas nas imagens ópticas que, por sua vez, apresentou bons resultados ao considerar os parâmetros estabelecidos, possibilitando a detecção das bordas de edificações. No entanto, uma limitação nesta etapa foi a presença de sombras de vegetação, por exemplo, ou qualquer outro objeto sobre os telhados de edificações, que resultaram em bordas não condizentes aos seus contornos. A rigor, como mencionado, este é um problema esperado e inevitável ao usar imagens de áreas urbanas, dependendo da posição do Sol e da posição e orientação da câmara durante a aquisição da imagem. Outra limitação encontrada foi a existência de oclusões provocadas por edificações, com diferentes alturas, localizadas em posições afastadas do centro da imagem.

Para refinar as bordas das edificações detectadas por Canny, os pontos LiDAR dos contornos de telhados foram projetados na imagem, visando a identificação das bordas da edificações na imagem. Este procedimento foi adotado para obter o contorno das edificações

com maior exatidão tendo em vista que, nesse estudo a resolução da imagem é melhor que a do levantamento LiDAR, admitindo-se que as técnicas autônomas empregadas nesse trabalho para a obtenção dos contornos de uma edificação possuem desempenhos equivalentes. Abordagens similares podem ser encontradas também em Cheng et al. (2013), Chang et al. (2014) e Zhai (2015), diferindo-se no procedimento para a obtenção das bordas detectadas nas imagens que, neste trabalho foi realizada por meio do procedimento da busca do pixel de borda de Canny mais próximo.

Em alguns experimentos realizados, os pontos de borda referentes a outros objetos também foram selecionados e considerados como edificações, prejudicando o resultado final do contorno. No entanto, alguns destes pontos foram identificados pelo teste Tau e eliminados do ajuste de retas 2D pelo MMQ, melhorando a qualidade dos parâmetros estimados.

Tendo em vista a forma geométrica predominantemente retilínea dos contornos dos telhados de edificações utilizados nos experimentos, a escolha do modelo de reta 2D no ajustamento pelo MMQ, para a determinação dos cantos, fez com que o contorno dos telhados fossem representados de forma fidedigna.

A avaliação quantitativa foi realizada por meio da comparação das coordenadas 3D no espaço objeto dos cantos das edificações obtidas a partir das coordenadas de imagem determinadas pelo método proposto, com as coordenadas 3D estimadas a partir de leituras monoscópicas realizadas nas imagens por um operador. O melhor desempenho do método ocorreu nas edificações da Área 1, considerada como a situação ideal (desconsiderando a pequena sombra projetada em uma de suas edificações), de acordo com os valores médios de REMQ obtidos para planimetria e altimetria que foram 8 cm e 14 cm, correspondentes a 0,97 GSD e 1,80 GSD, respectivamente.

Os resultados obtidos nos experimentos realizados mostraram que o método desenvolvido conseguiu detectar os contornos de telhados de edificações, com melhor desempenho no caso de edificações isoladas, sem interferências de sombras ou quaisquer objetos sobre os telhados.

A redução do espaço urbano para a construção de imóveis provocou uma mudança significativa na forma das edificações urbanas, sendo bastante comum a presença de edificações com diferentes níveis de telhado. Desta forma, recomenda-se, o desenvolvimento de metodologias para a extração destes tipos de edificações e, também, de edificações conectadas. Além disso, verificou-se que as sombras e vegetações cobrindo parcialmente os telhados prejudicam consideravelmente os resultados dos experimentos. Desta forma,

recomenda-se o estudo de tratamento de sombras e vegetação próximas a telhados, a fim de minimizar os efeitos causados na extração de edificações.

## REFERÊNCIAS

ACKERMANN, F. Airborne Laser Scanning – Present Status and Future Expectations. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. LIV, p. 64-67, 1999.

ANDRADE, J. B. **Fotogrametria**. Curitiba: SBEE, 1998. 258 p.

AWRANGJEB, M.; RAVANBAKHS, M.; FRASER, C. S. Automatic detection of residential buildings using LiDAR data and multispectral imagery. **ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing**, v. LXV, p. 457-467, 2010.

AXELSSON, P. Processing of Laser Scanner Data – Algorithms and Applications. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. LIV, p. 138-147, 1999.

BAGNATO, V. S. Os fundamentos da luz laser. **Física na Escola**, v. 2, n. 2, pp. 4-9. São Paulo. Sociedade Brasileira de Física, 2001. Disponível em: <<http://www.sbfisica.org.br/fne/Vol2/Num2/a02.pdf>>. Acesso em: 17 jan. 2016.

BARBOSA, L. J.; GALO, M. **Extração de edificações a partir de dados lidar e imagens obtidas por sensores ópticos**. Relatório Parcial PIBIC, UNESP – Universidade Estadual Paulista, FCT – Campus de Presidente Prudente. 2015.

BAXES, G. A. **Digital image processing: principles and applications**. 1ª Edição. ed. [S.l.]: [s.n.], 1994.

BOSSLER, J. D.; CAMPBELL, J. B.; MCMASTER, R. B.; HARDBACK, C. R. **Manual of Geospatial Science and Technology**. 2. ed. [S.l.]: CRC Press, 2010.

BOTELHO, M. F.; CENTENO, J. A. S. Reconstrução tridimensional de edificações utilizando dados laser scanner aerotransportados. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. XIII, p. 107-126, 2007.

BRANDALIZE, A. A. **Perfilamento a LASER: comparação com métodos Fotogramétricos**. XX Congresso Brasileiro de Cartografia. Porto Alegre: [s.n.]. 2002. p. 26.

BRANDALIZE, M. C. B. **A qualidade cartográfica dos resultados do laserscanner aerotransportado**. Tese de doutorado. Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis, p. 271. 2004.

BRENNER, C. **Building Reconstruction from Laser Scanning and Images**. Proc. ITC Workshop on Data Quality in Earth Observation Techniques. Enschede: [s.n.]. 2003. p. 8.

BROWN, D. C. Decentering distortion of lenses. **Photogrammetric Engineering**, v. 32, n. 3, p. 444-462, may 1966.

CAMARGO, P. O. **Ajustamento de Observações: notas de aula**. Departamento de Cartografia. Faculdade de Ciências e Tecnologia - UNESP, Presidente Prudente, SP, 2000.

CANNY, J. A. Computational Approach to Edge Detection. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. VIII, p. 679-698, 1986.

CHANG, T.; ZHAI, R.; FU, J. Digital Building Model Generation through the Integration of Aerial LiDAR and Multiple Photo Data in Urban Areas. **Proceedings of SPIE**, p. 10, 2014.

CHENG, L.; TONG, L.; CHEN, Y; ZHANG, W.; SHAN, J.; LIU, Y; LI, M. Integration of LiDAR data and optical multi-view images for 3D reconstruction of building roofs. **Optics and Lasers in Engineering**, v. LI, p. 493–502, 2013.

CHONG, A. K. **A Technique for Spatial Sampling and Error Reporting for Image Map Bases**. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 1999.

CONRADY, A. E. Decentered Lens System. **Monthly Notices of the Royal Astronomical Society**, p. 384-390, 1919.

CRAMER, M. The DGPF test on digital aerial camera evaluation – overview and test design. **Photogrammetrie – Fernerkundung – Geoinformation (PFG)**, p. 73–82, 2010.

DALMOLIN, Q.; SANTOS, D. R. **Sistema Laserscanner: conceitos e princípios de funcionamento**. 2ª Edição. ed. Curitiba: UFPR, 2003. 111 p.

DAL POZ, A. P. Extração automática de edifícios: Comparação de paradigmas e exemplos. In: XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. **Anais...**, 2009, p. 5015-5022.

DAL POZ, A. P. Filtragem de dados de varredura a laser: Princípios e exemplos. In: **Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR)**, Foz do Iguaçu, 2013.

EL-SHEIMY, N.; VALEO, C.; HABIB, A. Digital Terrain Modeling: Acquisition, Manipulation and Applications. **Artech House Remote Sensing Library**, n. 1, p. 1-256, 2005.

FUJII, K.; ARIKAWA, T. Urban Object Reconstruction Using Airborne Laser Elevation Image and Aerial Image. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. XL, p. 2234-2240, 2002.

GALO, M. **Automação dos processos de correspondência e orientação relativa em visão estéreo**. Tese de Doutorado - Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação - FEEC, Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP. Campinas, p. 262. 2003.

GALO, M.; TOMMASELLI, A. M. G. Calibração de câmaras. In: PITERI, M. A.; RODRIGUES, J. C. **Fundamentos de visão computacional**. 1ª Edição. Presidente Prudente: FCT/UNESP, 2011. p. 53-107.

GALO, M. **Monorestituição: notas de aula**. Departamento de Cartografia. Faculdade de Ciências e Tecnologia - UNESP, Presidente Prudente, SP, 2012.

GEMAEL, C. **Introdução ao ajustamento de observações: aplicações geodésicas**. Curitiba: Ed. UFPR, 1994.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. C. **Processamento Digital de Imagens**. 3ª Edição. ed. São Paulo: Pearson Education, 2010. 624 p.

GRIGILLO, D.; KANJIR, U. **Urban object extraction from digital surface model and digital aerial images**. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. [S.l.]: [s.n.]. 2012. p. 215-220.

HABIB, A. F.; GHANMA, M. S.; MORGAN, M. F.; MITISHITA, E. **Integration of Laser and Photogrammetric Data for Calibration Purposes**. XX ISPRS Congress. Istanbul: [s.n.]. 2004. p. 12-23.

HABIB, A.; MORGAN, M. Stability analysis and geometric calibration of off-the-shelf digital cameras. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 71, 2005. p. 733-741.

HABIB, A. F.; KERSTING, A. P.; RUIFANGA, Z.; AL-DURGHAM, M.; KIM, C.; LEE, D. C. Lidar strip adjustment using conjugate linear features in overlapping strips. In: **Proceedings of the XXI ISPRS Congress, Commission I**, Beijing - China, v. 37, part B1, 2008.

HABIB, A.; KWAK, E.; AL-DURGHAM, M. Model-Based Automatic 3D Building Model Generation by Integrating LiDAR and Aerial Images. **Archives of Photogrammetry, Cartography and Remote Sensing**, v. XXII, p. 187-200, 2011.

HASSAN, E. H. H. **Calibration of Multi-Sensor Laser Scanning Systems**. Tese de Doutorado – University of Calgary, Department of Geomatics Engineering and Department of Electrical and Computer Engineering. Calgary, p. 286. 2014.

ILMB. **Small & format digital camera specifications medium**, version 0.11. ILMB-Integrated Land Management Bureau, 2007.

KABOLIZADE, M.; EBADI, K.; AHMADI, S. An improved snake model for automatic extraction of buildings from urban aerial images and LiDAR data. **The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, Saint - Mandé, v. XXXVIII, p. 435–441, 2010.

KHOSHELHAM, K. et al. Performance evaluation of automated approaches to building detection in multi-source aerial data. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. LXV, p. 123-133, 2010.

KWAK, E.; AL-DURGHAM, M.; HABIB, A. Automatic 3D building model generation from LiDAR and image data using sequential minimum bounding rectangle. **International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences.**, v. XXXIX, p. 285-290, 2012.

LIU, C.; HANGBIN, W.; YUNLING, Z. Extraction of Urban 3D features from LiDAR data fused with aerial images using an improved Mean Shift Algorithm. **Survey Review**, v. XLIII, p. 402-414, 2011.

LOHANI, B. **Airborne Altimetric LiDAR: Principle, Data Collection, Processing and Applications**, 2008. Disponível em: <<http://home.iitk.ac.in/~blohani/>>. Acesso em: Agosto 2013.

MACHADO, A. M. L. **Extração automática de contornos de edificações utilizando imagem gerada por câmara digital de pequeno formato e dados LiDAR.** Tese de Doutorado - Universidade Federal do Paraná, Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas. Curitiba, p. 213. 2006.

MARCATO, V. J.; DAL POZ, A. P. Refinamento geométrico de contornos e cumeeiras de telhados de edifícios extraídos de dados laser com uso de imagem aérea. **Bol. Ciênc. Geod.**, Curitiba, v. 20, p. 647-668, jul-set 2014. ISSN 1982-2170.

MIKHAIL, E. M.; BETHEL, J. S.; McGLONE, J. C. **Introduction to Modern Photogrammetry.** Nova Iorque: John Wiley & Sons, Inc. 2001. 479 p.

MONIWA, H. **Analytical camera calibration for close-range photogrammetry.** Dissertação de mestrado. University of New Brunswick. 1972.

PAPARODITIS, N.; POLIDORI, L. DSM quality: internal and external validation. In: EGELS, Y.; KASSER, M. **Digital Photogrammetry.** 1. ed. New York: Taylor & Francis, 2002. 351p.

POPE, A. J. **The statistics of residuals and the detection of outliers.** NOAA Technical Reports NOS 65 NGS1, Maryland/USA, 1976.

ROTTENSTEINER, F.; SOHN, G.; GERKE, M.; WEGNER, J.D. **ISPRS Test Project on Urban Classification and 3D Building Reconstruction,** 2013. Disponível em: <[http://www2.isprs.org/tl\\_files/isprs/wg34/docs/ComplexScenes\\_revision\\_v4.pdf](http://www2.isprs.org/tl_files/isprs/wg34/docs/ComplexScenes_revision_v4.pdf)>. Acesso em: 10 de Janeiro de 2016.

SHAN, J.; TOTH, C. **Topographic LASER ranging and scanning: Principles and processing.** Londres: [s.n.], 2009. 590 p. ISBN 978-1-4200-5142-1.

STRINGHINI, D.; SOUZA, I. A.; SILVA, L. A.; MARENGONI, M. Visão Computacional Usando OpenCV. In: PITERI, M. A.; RODRIGUES, J. C. **Fundamentos de visão computacional.** 1ª Edição. Presidente Prudente: FCT/UNESP, 2011. p. 113-164.

TOMMASELLI, A. M. G.; TOZZI, C. L. Técnicas de calibração de câmaras em Visão Computacional. **IEEE em Computação Visual,** 1990.

VALE, G. M.; DAL POZ, A. P. O Processo de Detecção de Bordas de Canny. **Boletim de Ciências Geodésicas,** Curitiba, v. VIII, p. 67-78, 2002.



WEHR, A.; LOHR, U. Airborne laser scanning—an introduction and overview. **ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing** **54**, p. 68–82, 1999.

WOLF, P. R.; DEWITT, B. A. **Elements of Photogrammetry: with applications in GIS**. 3. ed. [S.l.]: McGraw Hill, 2000. 608 p.

YONG, L.; HUAYI, W. Adaptive building edge detection by combining LiDAR data and aerial images. **International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, 2008, v. XXXVII, p. 197-202.

ZHAI, R. Complex building detection through integrating LiDAR and aerial photos. **The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, Ávila, v. 40, p. 25-27, 2015.

ZIOU, D.; TABBONE, S. Edge detection techniques – An overview. **International Journal of Pattern Recognition and Image Analysis.**, v. VIII, p. 537-559, 1998.

ZUCKER, S. W. Region growing: childhood and adolescence. In: \_\_\_\_\_. **Computer Graphics and Image Processing**, 3. ed. Academic Press, 1976. v. 15. Cap. 5, p. 382-399.