



UNESP – UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
CAMPUS DE PRESIDENTE PRUDENTE
FACULDADE DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA

RENATO CÉSAR DOS SANTOS

**EXTRAÇÃO E REGULARIZAÇÃO DE CONTORNOS DE
TELHADOS DE EDIFICAÇÕES A PARTIR DE DADOS LiDAR
USANDO O ALGORITMO ALPHA-SHAPE E CD-SPLINE**



Presidente Prudente, SP
Abril de 2019

RENATO CÉSAR DOS SANTOS

EXTRAÇÃO E REGULARIZAÇÃO DE CONTORNOS DE
TELHADOS DE EDIFICAÇÕES A PARTIR DE DADOS LiDAR
USANDO O ALGORITMO ALPHA-SHAPE E CD-SPLINE

Tese de doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas da Universidade Estadual Paulista – Faculdade de Ciências e Tecnologia – Campus de Presidente Prudente, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Doutor em Ciências Cartográficas. Área de concentração em aquisição, análise e representação de informações espaciais.

Orientador: Prof. Dr. Maurício Galo

S237e Santos, Renato César dos
Extração e regularização de contornos de telhados de edificações a partir de dados LiDAR usando o algoritmo alpha-shape e CD-spline / Renato César dos Santos. -- Presidente Prudente, 2019
88 p.

Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista (Unesp), Faculdade de Ciências e Tecnologia, Presidente Prudente
Orientador: Mauricio Galo

1. Fotogrametria. 2. Extração de contornos de telhados. 3. Regularização de contornos de telhados. 4. Modelagem de contornos. 5. Dados LiDAR. I. Título.

Sistema de geração automática de fichas catalográficas da Unesp. Biblioteca da Faculdade de Ciências e Tecnologia, Presidente Prudente. Dados fornecidos pelo autor(a).

Essa ficha não pode ser modificada.

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO DA TESE: EXTRAÇÃO E REGULARIZAÇÃO DE CONTORNOS DE EDIFICAÇÕES A PARTIR DE DADOS LIDAR USANDO O ALGORITMO ALPHA-SHAPE E CD-SPLINE


AUTOR: RENATO CÉSAR DOS SANTOS

ORIENTADOR: MAURICIO GALO

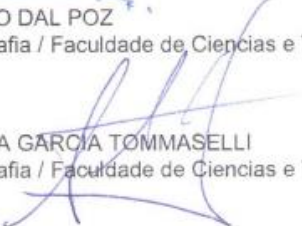
Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de Doutor em CIÊNCIAS CARTOGRÁFICAS, área: Aquisição, Análise e Representação de Informações Espaciais pela Comissão Examinadora:


Prof. Dr. MAURICIO GALO
Departamento de Cartografia / Faculdade de Ciências e Tecnologia de Presidente Prudente


Prof. Dr. DANIEL RODRIGUES DOS SANTOS
Departamento de Geomática / Universidade Federal do Paraná


Prof. Dr. EDSON APARECIDO MITSHITA
Departamento de Geomática / Universidade Federal do Paraná


Prof. Dr. ALUIR PORFIRIO DAL POZ
Departamento de Cartografia / Faculdade de Ciências e Tecnologia de Presidente Prudente


Prof. Dr. ANTONIO MARIA GARCIA TOMMASELLI
Departamento de Cartografia / Faculdade de Ciências e Tecnologia de Presidente Prudente

Presidente Prudente, 30 de abril de 2019

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho aos meus pais, Aparecido e Vera; e minha irmã Viviane, que sempre acreditaram em mim e me ajudaram a percorrer os caminhos em busca dos meus sonhos e objetivos.

AGRADECIMENTOS

A realização deste trabalho teve a colaboração direta e indireta de diversas pessoas, as quais expresso meus sinceros agradecimentos.

A Deus, pelo dom da vida, da sabedoria, pela graça e força para atingir meus objetivos.

Aos meus pais, Aparecido e Vera, e minha irmã Viviane, por serem a minha base familiar, me auxiliando em todas as etapas já percorridas e alcançadas durante minha vida.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Maurício Galo, por sua dedicada e atenciosa orientação, constate empenho, sua paciência e conselhos valiosos. Ao meu supervisor durante o estágio de pesquisa no exterior, Prof. Dr. Ayman Fawzy Habib, que permitiu a minha participação em seu grupo de pesquisa na Universidade de Purdue nos Estados Unidos.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), pelo suporte financeiro durante os primeiros meses de doutorado (Proc. n° 140318/2015-1). À Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo - FAPESP, pela concessão da bolsa de Doutorado nos meses subsequentes (Proc. n° 2016/12167-5) e pela concessão da Bolsa Estágio de Pesquisa no Exterior (BEPE) durante o período de oito meses (abril-novembro de 2017) (Proc. n° 2016/20814-0).

Ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas (PPGCC), à Universidade Estadual Paulista (UNESP) e à Universidade de Purdue pela infraestrutura fornecida.

Aos amigos do PPGCC pelas frequentes discussões, ajudas mútuas, e confraternizações, os quais auxiliam na execução dos projetos de pesquisa e contribuem para um ambiente de convívio agradável entre estudantes e professores.

Aos meus irmãos de repúblicas pelas risadas, conselhos e companheirismo: Tiago, Pedro, Flávio, Willian, Fabiano, Lucas, Leomar, Bruno, Luis Fernando, Aruane e Viviane.

A todos os professores, desde o ensino fundamental até a pós-graduação, que sempre estiveram dispostos a auxiliar os alunos e transmitirem seus amplos conhecimentos.

Aos meus amigos de Lafayette, Indiana/EUA, os quais compartilharam momentos e histórias memoráveis: Doug, Gabriel, Geraldo, Talita, Mariana, Dio-Bala e Cesar.

A todos os meus amigos e familiares que contribuíram direta ou indiretamente nessa caminhada. Em especial agradeço: André, Pacheco, Alemão, Luiz Eduardo, Aline Avance, Maria Tereza, Gisely e o tio Marco.

À banca de qualificação e da defesa final, pelas sugestões que contribuíram para a versão final deste trabalho.

À empresa Sensormap Geotecnologia e à Sociedade Internacional de Fotogrametria e Sensoriamento Remoto (*International Society for Photogrammetry and Remote Sensing* - ISPRS) que forneceram os conjuntos de dados LiDAR.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

RESUMO

Esta tese trata da extração e regularização automática de contornos de telhados de edificações obtidos a partir de dados LiDAR (*Light Detection and Ranging*) adquiridos por sistema de varredura a LASER (*Light Amplification by Stimulated Emission of Radiation*) aerotransportado. Em linhas gerais, dois problemas são tratados. O primeiro corresponde à determinação adaptativa do parâmetro α do algoritmo *alpha-shape*, utilizado na obtenção do contorno aproximado, a partir da nuvem de pontos. O segundo refere-se à regularização/modelagem dos contornos de edificações no espaço tridimensional, incluindo edificações formadas por segmentos curvos de maior complexidade. Com relação ao primeiro problema, duas abordagens foram propostas, ambas baseadas no espaçamento médio entre os pontos. A principal contribuição das abordagens propostas está ligada à determinação adaptativa de α , possibilitando minimizar a influência da variação da densidade de pontos. Para solucionar o problema ligado a regularização de contornos, uma metodologia baseada no conceito de CD-Spline (*Changeable Degree Spline*) foi desenvolvida. A principal contribuição do uso da CD-Spline está ligada à habilidade de modelar contornos formados por segmentos com diferentes níveis de complexidade no espaço n -dimensional, sendo esses modelados por funções polinomiais de diferentes graus. Na metodologia proposta, a função polinomial que melhor modela cada segmento é selecionada de forma automática por meio da análise estatística dos resíduos em uma abordagem iterativa. Para validar as abordagens propostas dois conjuntos de dados LiDAR foram considerados. O primeiro corresponde ao *Unesp Photogrammetric Dataset* de Presidente Prudente/Brasil, e o segundo corresponde aos dados de Vaihingen/Alemanha, disponibilizado pela Sociedade Alemã de Fotogrametria. Considerando a determinação do parâmetro α , as análises qualitativa e quantitativa indicaram que as abordagens propostas possibilitam minimizar a influência da variação de densidade e apresentam potencial na extração de contornos de edificações, apresentando melhores resultados quando comparado com uma abordagem mais simples, como por exemplo, o uso de um parâmetro α global. Com relação a regularização de contornos, os resultados mostraram que o método proposto pode ser aplicado na modelagem de diferentes tipos de contornos, tendo resultados satisfatórios mesmo diante de contornos formados por segmentos curvos de diferente complexidade. Além disso, a abordagem foi capaz de recuperar o contorno em regiões com oclusão, causada por vegetação, e mostrou-se robusta a conjuntos de dados com diferentes densidades.

Palavras-chave: Fotogrametria. Extração de contornos de telhados. Regularização de contornos de telhados. Modelagem de contornos. Dados LiDAR. Algoritmo *alpha-shape*. CD-Spline.

ABSTRACT

This Doctoral dissertation deals with the automatic extraction and regularization of building roof boundaries from LiDAR (Light Detection and Ranging) data, obtained by airborne LASER (Light Amplification by Stimulated Emission of Radiation) scanning. In this context, two problems were explored. The first corresponds to the adaptive determination of the parameter α of the alpha-shape algorithm, used to extract the approximate contour, from the available point cloud. The second refers to the regularization/modeling of building boundaries in the three-dimensional space, including buildings formed by curved segments of high complexity. Regarding the first problem, two approaches were proposed, both based on average point spacing. The main contribution of the approaches is related to the adaptive determination of α , allowing to minimize the influence of the point density variation. In order to solve the problem related to boundary regularization, a method based on the concept of CD-Spline (Changeable Degree Spline) was developed. The CD-Spline has ability to model boundaries formed by segments with different levels of complexity in n -dimensional space, which are modeled by polynomial functions of different degrees. In order to select the polynomial function automatically, an iterative approach of the CD-Spline was proposed. In this methodology, the polynomial function that best models each segment is selected by means of the statistical analysis of the residuals in each iteration. Two LiDAR datasets were considered to validate the proposed approaches. The first corresponds to the Unesp Photogrammetric Dataset of Presidente Prudente/Brazil, whereas the second corresponds to Vaihingen/Germany, being made available by German Association of Photogrammetry. Considering the determination of the parameter α , the qualitative and quantitative analyzes indicated that the proposed approaches are robust to density variation and have potential in the building boundary extraction, having better results when compared to a simpler approach, for example, the use of a global parameter. With respect to boundary regularization, the results indicated that the proposed method has ability to model of different types of boundaries, having satisfactory results even in contours formed by curved segments of different complexity. In addition, the approach was able to recover the contour in occlusion regions, caused by vegetation, and was robust in different densities.

Keywords: Photogrammetry. Building boundary extraction. Building roof boundary regularization. Contour modeling. LiDAR data. Alpha-shape algorithm. CD-Spline.

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 - Comparação entre dados LiDAR e a fotogrametria convencional no contexto de extração de edificações.....	18
Tabela 6.1 - Parâmetros utilizados no processo de detecção dos pontos de telhado para as diferentes nuvens de pontos LiDAR.....	57
Tabela 6.2 - Parâmetros de qualidade para diferentes edificações e estratégias, considerando a nuvem de pontos com densidade de 5,8 pontos/m ²	64
Tabela 6.3 - Parâmetros de qualidade para diferentes edificações e estratégias, considerando a nuvem de pontos com densidade de 12,5 pontos/m ²	65
Tabela 6.4 - Parâmetros de qualidade para diferentes edificações e estratégias, considerando os dados de Vaihingen/Alemanha (4 pontos/m ²).....	66
Tabela 6.5 - Parâmetros de qualidade usando o método de regularização baseado na abordagem iterativa da CB-Spline.....	72

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 - Variação da densidade de pontos em dados reais. Recortes realizados sobre a mesma nuvem de pontos.	6
Figura 1.2 - Exemplo de aplicação do algoritmo alpha-shape. Densidade aproximadamente igual (a, b), densidade com variação significativa (c, d).	6
Figura 1.3 - Edificações compostas por contornos curvos na área urbana de Presidente Prudente - SP	8
Figura 2.1 – Exemplos de sistemas de varredura a LASER e respectivos padrões de amostragem.....	12
Figura 2.2 - Representação de alguns elementos relacionados à geometria de aquisição dos dados LiDAR. Elementos envolvidos na projeção do feixe LASER no terreno (a) e largura da faixa de varredura (b).	13
Figura 2.3 - Situações que ocorrem múltiplos retornos (múltiplos ecos).....	14
Figura 2.4 - Componentes de um sistema de varredura a LASER aerotransportado e suas relações geométricas.....	15
Figura 2.5 - Elementos do formato “.LAS”, versão 1.1.	17
Figura 2.6 - Nuvem de pontos fotogramétrica (a) e LiDAR (b). Perfil gerado sobre a nuvem fotogramétrica (c) e LiDAR (d).....	19
Figura 2.7 - Imagem aérea composição das bandas RGB (<i>red, green, blue</i>) (a), e imagem intensidade obtida pelo LASER (b).....	19
Figura 2.8 - Pontos LiDAR amostrados sobre telhados de edificações, coloridos de acordo com a altura. Recorte realizado a partir de diferentes nuvens de pontos: 2,9 pontos/m ² (a), 5,8 pontos/m ² (b), 12,5 pontos/m ² (c).....	20
Figura 2.9 - Recortes obtidos a partir da mesma nuvem de pontos LiDAR. Pontos coloridos de acordo com a densidade de pontos.	21
Figura 2.10 - Exemplos de oclusões causadas por construções altas.	21
Figura 2.11 - Vegetação localizadas sobre parte da edificação (a, c). Pontos amostrados sobre os telhados (b, d).....	22
Figura 2. 12 - Imagem aérea de uma cena com alta complexidade (a). Exemplo do processo de segmentação visto de diferentes pontos de vista (b, c).....	22
Figura 3.1 - Nuvem de pontos contendo <i>outliers</i> positivos e negativos.....	24

Figura 3.2 - Grade de células quadradas (a) e representação do histograma de frequência das alturas (c) para a célula selecionada (b).....	25
Figura 3.3 - Pontos sementes e geração da estrutura de triângulos a partir dos pontos sementes.	26
Figura 3.4 - Princípio do método de filtragem.	27
Figura 3.5 - Resultado do processo de crescimento de regiões antes (a) e após (b) eliminação dos pequenos agrupamentos.	29
Figura 3.6 - Agrupamentos coloridos de acordo com o valor de entropia médio (a), e resultado da separação em duas classes: edificação (vermelho), e não edificação (verde).	32
Figura 3.7 - Representação dos elementos derivados da matriz de erro no contexto da extração de contornos.....	33
Figura 3.8 - Distâncias entre os contornos extraído <i>A</i> (polígono azul) e de referência <i>B</i> (contorno laranja). Mínimas distâncias entre os vértices de <i>A</i> e <i>B</i> (retas em cinza) e distância <i>Hausdorff</i> (reta preta) (a). Distâncias utilizadas no cálculo da métrica <i>PoLiS</i> representadas pelas retas pretas (b).	35
Figura 4.1 - Resultados obtidos considerando diferentes valores de α	37
Figura 4.2 - Critério utilizado pelo algoritmo alpha-shape. Na Figura 4.2a os pontos p_i e p_j representam um segmento do contorno, enquanto que na Figura 4.2b p_i e p_j formam um segmento interno.	37
Figura 4.3 - Representação da malha triangular para uma dada edificação, antes (a) e após (b) executar o processo de identificação e eliminação das longas arestas.	39
Figura 4.4 - Seleção da vizinhança considerando um círculo centrado sobre o ponto de interesse. Vizinhança do ponto localizado sobre a borda da edificação (b) e no meio da edificação (c).	41
Figura 4.5 - Representação dos tipos de inconsistências (a). Extração do contorno antes (b) e após (c) aplicar o processo de refinamento.	42
Figura 5.1 - Modelagem dos pontos de contorno. Pontos de contorno (a). Modelagem usando B-Spline (b) e CD-Spline (c).....	45
Figura 5.2 - Determinação da curva fechada. Curva aberta (a), e curva fechada (c) obtida considerando inunção no ponto de fechamento. Padrão da matriz <i>A</i> correspondente a curva aberta (b) e fechada (d).	48
Figura 5.3 - Identificação dos pontos críticos. Resultado derivado do algoritmo <i>Douglas-Peucker</i> (b), sendo destacados os pontos redundantes. Resultado após eliminação dos pontos redundantes (c). Representação do ângulo entre os segmentos sucessivos do contorno (d).	50

Figura 5.4 – Exemplificação dos resultados derivados da abordagem iterativa da CD-Spline. Para cada iteração são apresentados os pontos de contornos (pontos em preto) e o contorno regularizado (contorno em azul), bem como o gráfico dos resíduos em módulo. As linhas verticais no gráfico delimitam cada segmento. Os pontos de contornos são ordenados no sentido anti-horário, sendo destacado em vermelho o ponto inicial.	52
Figura 6.1 - Nuvem de pontos com diferentes densidades: 2,9 pontos/m ² (a), 5,8 pontos/m ² (b), 12,5 pontos/m ² (c).....	54
Figura 6.2 - Região da nuvem sem sobreposição (a) e com sobreposição de faixas (b).	55
Figura 6.3 - Região selecionada sobre a nuvem de pontos com 12 pontos/m ² . Imagem aérea (a) e dados LiDAR coloridos de acordo com a altura (b).	56
Figura 6.4 - Perfil dos dados LiDAR antes (a) e após da remoção dos <i>outliers</i> (b).....	57
Figura 6.5 - Resultado da filtragem. Pontos de terreno (marrom) e não terreno (azul).	58
Figura 6.6 – Representação dos pontos de não terreno, sendo marcado na cor amarela os pontos relacionados aos pequenos agrupamentos.	59
Figura 6.7 - Resultado derivados do processo de crescimento de regiões após eliminação de pequenas regiões.....	60
Figura 6.8 - Separação dos agrupamentos em edificações (vermelho) e não edificação (verde)..	61
Figura 6.9 - Imagens das edificações selecionadas nos experimentos e perfil gerado a partir dos dados LiDAR considerando o segmento A-B.....	63
Figura 6.10 - Resultados gerados a partir da nuvem de pontos com 5,8 pontos/m ² . Espaçamento médio (a-d). Contornos considerando o parâmetro α fixo ($\alpha = 0,45$ m) (e-h), parâmetro estimado para cada edificação (i-l) e usando o parâmetro adaptativo ponto-a-ponto (m-p).....	64
Figura 6.11 - Resultados gerados a partir da nuvem de pontos com 12,5 pontos/m ² . Espaçamento médio (a-c). Contornos considerando o parâmetro α fixo ($\alpha = 0,33$ m) (d-f), parâmetro estimado para cada edificação (g-i) e usando o parâmetro adaptativo ponto-a-ponto (j-l).....	65
Figura 6.12 - Resultados gerados a partir dos dados de Vaihingen/Alemanha. Espaçamento médio (a-d). Contornos considerando o parâmetro α fixo ($\alpha = 0,55$ m) (e-h), parâmetro estimado para cada edificação (i-l) e usando o parâmetro adaptativo ponto-a-ponto (m-p)...	66
Figura 6.13 - Imagens das edificações selecionadas e perfil dos telhados das edificações B2, B6 e B8. Os perfis foram gerados a partir dos dados LiDAR e coloridos de acordo com altura.....	69

Figura 6.14 - Parâmetros de qualidade para as edificações B2, B3, B6, B9 e B10, variando T_{dist} (a), T_{ang} (b) e o nível de significância (c).	70
Figura 6.15 – Resultados usando diferentes valores de T_{ang} para as edificações B2, B9 e B10. Representação dos contornos regularizados e pontos de quinas no espaço 2D (a), e contornos regularizados no espaço 3D (b).	71
Figura 6.16 - Contornos de edificações regularizados usando o método proposto, nuvem de pontos com densidade de 12,5 pontos/m ² . Contornos regularizados e pontos de quinas sobrepostos aos pontos de telhados (a) e contornos projetados sobre a imagem aérea (b).	72
Figura 6.17 - Resultados derivados da regularização de contorno considerando diferentes densidades de pontos: 2,9 pontos/m ² (a, d, g), 5,8 pontos/m ² (b, e, h) e 12,5 pontos/m ² (c, f, i).	73
Figura 6.18 - Edificações com vegetação próximas. Resultados usando o método proposto sobrepostos aos pontos de telhado da nuvem LiDAR (a) e projetados na imagem aérea (b). .	74

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO.....	1
1.1 Caracterização do problema.....	4
1.1.1 Extração do contorno aproximado.....	4
1.1.2 Regularização dos contornos de telhados.....	6
1.2 Abordagem proposta.....	8
1.3 Hipótese.....	9
1.4 Objetivos.....	9
1.5 Estrutura do trabalho.....	10

CAPÍTULO 2

SISTEMA DE VARREDURA A LASER AEROTRANSPORTADO E AS CARACTERÍSTICAS DOS DADOS LIDAR.....	11
2.1 Sistemas de varredura a LASER aerotransportado.....	11
2.1.1 Elementos associados à geometria de aquisição.....	12
2.1.2 Modelo Matemático.....	14
2.1.3 Estrutura do formato LAS (<i>LiDAR Exchange Format</i>).....	17
2.2 Comparação entre os dados LiDAR e a fotogrametria convencional.....	18
2.3 Fatores que influenciam a extração de edificações a partir de dados LiDAR.....	20

CAPÍTULO 3

DETECÇÃO DOS PONTOS LIDAR AMOSTRADOS SOBRE TELHADOS DE EDIFICAÇÕES E AVALIAÇÃO DA QUALIDADE DOS CONTORNOS.....	23
3.1 Detecção de <i>outliers</i> na nuvem de pontos LiDAR.....	23
3.2 Filtragem dos dados LiDAR.....	25
3.3 Segmentação dos pontos de não terreno.....	27
3.4 Detecção dos pontos LiDAR amostrados sobre edificações.....	30
3.5 Avaliação da qualidade.....	32
3.5.1 Parâmetros de qualidade baseados em área.....	32
3.5.2 Parâmetros de qualidade baseados em medidas lineares.....	33

CAPÍTULO 4

PROPOSTA DE ABORDAGENS ADAPTATIVAS DO ALGORITMO ALPHA-SHAPE VISANDO A EXTRAÇÃO DE CONTORNOS DE TELHADOS.....	36
4.1 Algoritmo alpha-shape.....	36
4.2 Extração de contornos de telhados de edificação a partir do parâmetro α estimado por edificação.....	38
4.2.1 Geração da triangulação de Delaunay e eliminação das longas arestas.....	38
4.2.2 Estimação do parâmetro α por edificação.....	40
4.3 Extração de contornos de telhados de edificação a partir do parâmetro α estimado ponto-a-ponto.....	40
4.3.1 Estimação do parâmetro α ponto-a-ponto.....	40
4.3.2 Refinamento dos contornos derivados do algoritmo alpha-shape.....	42

CAPÍTULO 5

PROPOSTA DE UMA ABORDAGEM ITERATIVA DA CD-SPLINE PARA A REGULARIZAÇÃO DE CONTORNOS DE TELHADOS.....	43
5.1 B-Spline e CD-Spline.....	43
5.2 Funções CD-Spline e estimação dos pontos de controle.....	45
5.3 Continuidade entre dois segmentos adjacentes.....	47
5.4 Curva CD-Spline fechada.....	47
5.5 Identificação dos pontos de nó.....	49
5.6 Abordagem iterativa da CD-Spline proposta.....	50

CAPÍTULO 6

RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	53
6.1 Conjunto de dados LiDAR.....	53
6.1.1 Conjunto de pontos LiDAR de Presidente Prudente/Brasil.....	53
6.1.2 Conjunto de pontos LiDAR de Vaihingen/Alemanha.....	54
6.2 Detecção dos pontos LiDAR amostrados sobre telhados de edificações.....	55
6.3 Extração de contornos de telhados de edificações considerando abordagens adaptativas do algoritmo alpha-shape.....	61
6.3.1 Resultados.....	61
6.3.2 Discussões.....	67
6.4 Regularização dos contornos de telhados de edificações por meio da abordagem iterativa da CD-Spline.....	68
6.4.1 Resultados.....	68
6.4.2 Discussões.....	74

CAPÍTULO 7

CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....	77
7.1 Síntese do trabalho.....	77
7.2 Conclusões e Recomendações.....	78
7.2.1 Conclusões.....	78
7.2.2 Recomendações.....	80
REFERÊNCIAS.....	82

CAPÍTULO 1

Introdução

Os Sistemas de Informações Geográficas (SIGs) são utilizados em diversas aplicações: planejamento urbano, avaliação dos danos causados por desastres naturais, planejamento de redes de telecomunicações, vigilância, transportes, dentre outras. Com isso, as tarefas executadas com o intuito de obter um produto cartográfico atualizado e acurado tornam-se fundamentais. De acordo com as Nações Unidas (2018), estima-se que 55% da população mundial reside na área urbana, sendo esperado um crescimento para 68% até o ano de 2050. Esses números reforçam a importância da aplicação do SIG visando o crescimento sustentável e organizado das cidades e de sua população. No contexto do planejamento urbano, as edificações têm um papel primordial, uma vez que uma alta porcentagem da superfície urbana é coberta por esse tipo construção. Além disso, o desenvolvimento das cidades impacta diretamente os processos de ampliações e implantação de novas edificações, bem como as ações relacionadas a manutenção e conservação do meio ambiente. Por tal importância, o tema relacionado à extração de edificações de forma automática, ou mesmo semiautomática, vem sendo pesquisada por diversos autores (KIM e HABIB, 2009; DAL POZ *et al.*, 2009b; AWRANGJEB, 2016, GAVANKAR e GHOSH, 2018, SANTOS *et al.*, 2019a).

A extração de edificações pode ser realizada usando diferente tipos de dados obtidos remotamente: imagens aéreas (DOS SANTOS, 2002; MANNO-KOVACS e SZIRANYI, 2015), imagens de satélite (RASHA e MARPU, 2017), ou dados LiDAR (KWAK e HABIB, 2014; JUNG *et al.*, 2017). O presente trabalho explora o uso de nuvem de pontos adquirida

por um sistema de varredura a LASER (*Light Amplification by Stimulated Emission of Radiation*) aerotransportado, que se baseia no princípio da medição de distância a partir da luz (*Light Detection and Ranging* – LiDAR). Embora os sistemas com este propósito adquiram várias informações, que, após tratamento adequado, permitem gerar a nuvem de pontos com coordenadas conhecidas no espaço tridimensional, o termo “dados LiDAR” será utilizado para se referir à nuvem de pontos gerada. É relevante destacar que o uso de dados LiDAR apresenta vantagens e desvantagens em relação a Fotogrametria convencional. A principal vantagem está relacionada a aquisição direta da nuvem de pontos tridimensional, eliminando a necessidade de um processo de correspondência. O processo de medição de pontos homólogos em imagens é considerado uma limitação na Fotogrametria convencional devido aos problemas de correspondência, especialmente em áreas homogêneas, regiões com oclusão, sombra e padrões repetitivos. Em contrapartida, os dados LiDAR não possuem informação semântica, armazenando apenas a intensidade do pulso, e a qualidade das bordas é dependente da densidade de pontos e do padrão de varredura. A integração dos dados LiDAR e imagens é uma alternativa para solucionar algumas dessas limitações, sendo esta explorada por alguns autores (KIM e HABIB, 2009; DU *et al.*, 2016; DAL POZ, 2018). Apesar de apresentar resultados promissores, a integração tem o desafio de relacionar conjunto de dados com diferentes características.

De acordo com Galvanin e Dal Poz (2012) os métodos para detecção e extração de edificações a partir de dados LiDAR são categorizados em quatro grupos: detecção de edificações, extração de contornos de telhados de edificações, extração de telhados de edificações, e extração de modelos de edificações. A detecção de edificações tem o objetivo de identificar o que é edificação. A extração de contornos de edificações consiste em obter os segmentos de reta, ou de curvas, que compõem o contorno de interesse. Normalmente, o processo é dividido em duas etapas: primeiramente, o contorno aproximado é extraído, e na sequência submetido a um processo de regularização ou modelagem. A extração de telhados é baseada em um método de segmentação, o qual agrupa os pontos LiDAR em faces planas e outros objetos. O processo de segmentação utiliza-se de um critério de homogeneidade, por exemplo, similaridade de altura e/ou similaridade do vetor normal. Por fim, a extração de modelos de edificações consiste em gerar uma representação tridimensional das edificações, a qual envolve as três etapas: detecção das edificações, extração dos contornos e extração dos telhados.

Os métodos de extração de edificações podem variar de acordo com a estrutura dos dados de entrada, regular ou irregular. O armazenamento dos dados LiDAR em uma malha regular facilita o processo manipulação dos dados, e possibilita que técnicas de processamento de imagens sejam aplicadas. No entanto, o processo de geração da malha regular, usualmente realizado por meio de um método de interpolação, provoca a degradação da acurácia posicional e perda de característica de descontinuidade nas regiões de borda. Alternativamente, as manipulações podem ser realizadas diretamente sobre a nuvem de pontos original, que possui uma distribuição não regular. Nesse último caso, é possível utilizar estruturas que permitem o armazenamento de dados irregularmente espaçados e têm o intuito de facilitar operações de buscas, como é o caso da rede de triângulos irregulares (*TIN-Triangulated Irregular Network*) e da estrutura *Kd-Tree*. Apesar de uma maior complexidade computacional, o uso da nuvem original permite conservar as características dos dados de entrada.

Considerando a extração de contornos de telhados de edificações, os métodos podem ser divididos em duas abordagens: baseado em modelos (do inglês, *model-driven*) e dados (do inglês, *data-driven*). De acordo com Kwak e Habib (2014), a diferença entre as duas abordagens está relacionada à quantidade de informação que é incorporada a cada processo. Na abordagem baseada em modelos são pré-definidos modelos paramétricos, os quais são atualizados usando informações derivadas do conjunto de dados. Apesar de robusta, essa abordagem é limitada aos modelos pré-estabelecidos. Considerando essa limitação, uma alternativa é utilizar a abordagem baseada nos dados. Nesse caso, o contorno da edificação é modelado independente da sua forma, uma vez que o método tenta se ajustar aos dados.

Antes de iniciar o processo de extração de contornos de edificações, os dados LiDAR usualmente são submetidos a um fluxo de processamento visando selecionar os pontos amostrados sobre os telhados dos edifícios. Na literatura são encontradas inúmeras metodologias, as quais combinam diferentes tipos de operações, tais como: remoção de pontos espúrios, filtragem, segmentação, classificação, detecção de planos. Nesse trabalho o foco está voltado para a extração e a regularização dos contornos de telhados de edificações sobre dados LiDAR. Diante disso, os pontos de telhados foram selecionados usando metodologias já desenvolvidas.

1.1 Caracterização do problema

1.1.1 Extração do contorno aproximado

A extração do contorno aproximado dos telhados consiste em identificar os pontos de bordas e realizar o traçado do contorno. De acordo com Lee *et al.* (2011), pontos irregularmente distribuídos e a presença de regiões côncavas tornam complicada a tarefa de identificar os pontos de bordas. Para contornar esse problema várias abordagens têm sido utilizadas, dentre elas: modificação do fecho convexo, triangulação de *Delaunay*, e o algoritmo alpha-shape (α -shape).

Sampath e Shan (2007) propuseram uma abordagem baseada no fecho convexo modificado, a qual tem sido explorada por diversos autores Lee *et al.* (2011), e Kwak e Habib (2014). Esse método consiste em identificar, de forma iterativa, os pontos de borda por meio do teste fecho convexo realizado localmente. A dificuldade está relacionada com a determinação do tamanho da vizinhança, e a limitação corresponde à não extração das bordas internas. Lee *et al.* (2011) apresentaram um melhoramento do método, com o intuito de identificar os contornos internos. Nesse sentido, algumas informações adicionais são consideradas: diferença de altura, ângulo máximo de varredura, e espaçamento médio dos pontos ao longo da direção de varredura.

Outra forma de obter os pontos de bordas é por meio do uso da triangulação de *Delaunay*. Nessa abordagem, os segmentos de borda são identificados considerando as arestas externas da triangulação, relacionada a cada edificação, como pode ser visto em Maas e Vosselman (1999), Jing-zhong *et al.* (2010) e Awranjeb (2016). A abordagem original também não permite identificar os contornos internos. Para contornar esse problema Awranjeb (2016) propõe uma solução que analisa o comprimento das arestas e remove as arestas consideradas longas.

O algoritmo α -shape (EDELSBRUNNER *et al.*, 1983) tem a vantagem de realizar a extração dos contornos internos de forma direta, ou seja, sem a necessidade de uma etapa adicional como é o caso dos métodos baseados no fecho convexo modificado e na triangulação de *Delaunay*. O algoritmo tem sido explorado por vários autores no contexto da extração de contornos de edificações (JOCHEM *et al.*, 2009, SHEN *et al.*, 2011, SATARI *et al.*, 2012, e ALBERS *et al.*, 2016). O princípio consiste em identificar os pontos de bordas considerando um critério pré-estabelecido, o qual baseia-se no valor do parâmetro α . O valor de α corresponde ao raio do círculo utilizado para verificar se dois pontos vizinhos formam

um segmento de contorno. O grande desafio está relacionado à determinação de um valor ótimo para α , sendo este influenciado pela densidade de pontos e pelo nível de detalhamento desejado.

Na literatura é possível encontrar trabalhos que incorporam a informação da densidade na execução do algoritmo alpha-shape, como é o caso do *Locally-Density-Adaptive- α -shapes* (*LDA- α -shapes*) (MAILLOT *et al.*, 2010). Apesar do processo considerar a variação de densidade, a definição do valor de α continua sendo um problema. Com o intuito de contornar tal dificuldade, Presles *et al* (2011) propuseram uma abordagem que realiza a determinação automática do valor ótimo para α . O método considera um critério quantitativo definido a partir de algumas medidas: área, perímetro e convexidade. A limitação dessa última abordagem refere-se a não extração de contornos internos.

Segundo Jochem *et al.* (2009), o espaçamento médio dos pontos LiDAR é um bom estimador para o parâmetro α . Shen (2008), Shen *et al.* (2011) e He *et al.* (2014) consideram uma ideia similar, sendo o valor de α obtido pela multiplicação do espaçamento médio dos pontos por um fator multiplicador, determinado empiricamente. No entanto, o uso de um valor constante para extrair os contornos de todas as edificações presentes na nuvem de pontos pode não ser a melhor alternativa, uma vez que a densidade de pontos pode variar ao longo da nuvem ou da própria edificação. As causas da variação de densidade podem estar relacionadas aos seguintes fatores: mudança de velocidade da aeronave, armazenamento de múltiplos retornos (normalmente em regiões de vegetação e bordas), mudança de altitude e orientação da aeronave, presença de oclusões, e sobreposição de faixas. Nesse caso, torna-se relevante o uso de um parâmetro α adaptativo para solucionar o problema relacionado à variação de densidade.

Na Figura 1.1 são apresentados exemplos de variação de densidade em dados reais. A Figura 1.2 ilustra a aplicação do algoritmo alpha-shape a partir da adoção de um valor fixo para α . Nesse contexto, dois conjuntos de pontos simulados com diferentes densidades são considerados. No primeiro, a densidade de pontos é aproximadamente constante, enquanto que no segundo, o conjunto apresenta uma variação significativa. O uso de um valor constante para α permite recuperar o contorno completo quando a densidade é aproximadamente constante (Figura 1.2b). No caso de uma alta variação de densidade, o uso de um único parâmetro α pode produzir resultados incoerentes, como pode ser observado na Figura 1.2d.

Figura 1.1 - Variação da densidade de pontos em dados reais. Recortes realizados sobre a mesma nuvem de pontos.

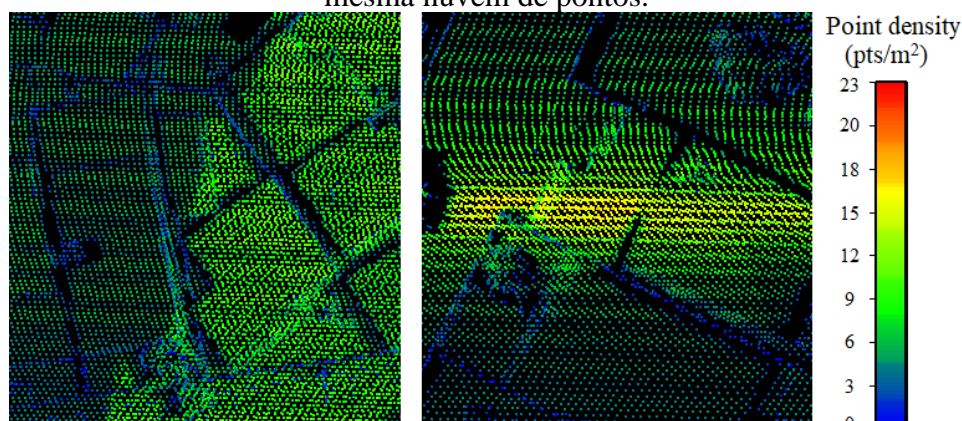
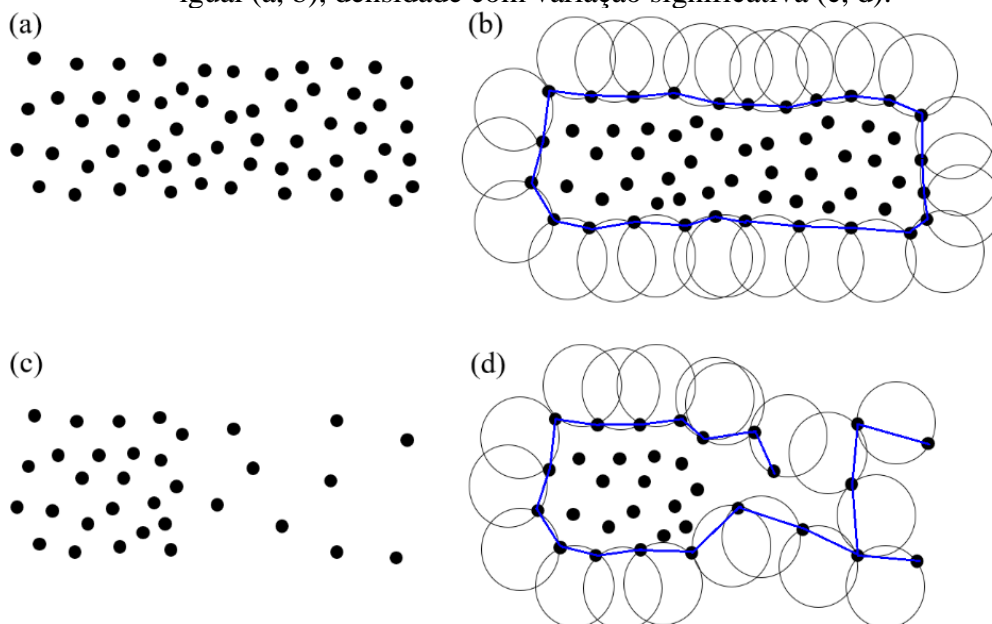


Figura 1.2 - Exemplo de aplicação do algoritmo alpha-shape. Densidade aproximadamente igual (a, b), densidade com variação significativa (c, d).



1.1.2 Regularização dos contornos de telhados

Os contornos extraídos a partir de dados LiDAR apresentam uma forma serrilhada (*zig-zag*). Diante disso, os métodos de regularização tentam modelar segmentos de retas e/ou curvos aos pontos de contorno, obtendo resultados mais próximos da realidade. Além disso, o resultado derivado da regularização facilita a manipulação e representação dos contornos em bases cartográficas, bem como o seu uso em aplicações da Fotogrametria, como por exemplo, na obtenção de modelos 3D de edificações e geração de ortoimagem verdadeira.

De modo geral, os métodos de regularização de contornos consideram técnicas que permitem realizar a estimação dos parâmetros de retas e/ou curvas, visando modelar os

diferentes segmentos que compõem o contorno. Mass e Vosselman (1999), Sampath e Shan (2007), Jing-zhong *et al.* (2010), Lee *et al.* (2011), Awranjeb (2016) e Xie *et al.* (2018) exploram o Método dos Mínimos Quadrados (MMQ) para obter os segmentos de retas que compõem o contorno. O conjunto de pontos referente a cada segmento é selecionado por meio da determinação dos pontos de quinas, também conhecidos como pontos críticos, e na sequência submetido ao processo de ajustamento. Usualmente, a metodologia de ajuste engloba injunções de paralelismo e perpendicularidade a partir da orientação dominante da edificação. Além disso, alguns trabalhos consideram contornos mais complexos, os quais são formados por quinas com ângulo diferente de 90° (*non-right-angled corners*) (JING-ZHONG *et al.*, 2010, LEE *et al.*, 2011 e XIE *et al.*, 2018) e segmentos curvos (LEE *et al.*, 2011). Em Satari *et al.* (2012) e Albers *et al.* (2016) as retas que compõem o contorno são obtidas por meio da transformada *fuzzy Hough*, e na sequência um processo de refinamento é executado, onde injunções de perpendicularidade e paralelismos são aplicadas. Kwak e Habib (2014) propuseram um algoritmo recursivo baseado no conceito do retângulo mínimo (RMBR - *Recursive Minimum Bounding Rectangle*), o qual determina o retângulo ou combinação de retângulos que melhor se ajusta aos pontos de contornos.

Apesar dos vários trabalhos desenvolvidos, nenhum método é capaz de englobar todas as complexidades das edificações. Além disso, a maioria das metodologias consideram que os contornos são compostos apenas por segmentos retos. Considerando os métodos mencionados, apenas Lee *et al.* (2011) trabalharam com a modelagem de segmentos curvos. No entanto, estes autores se limitaram à curvas de segundo grau (parábola). Apesar de menos frequentes, edificações compostas por segmentos curvos são encontradas no ambiente real, como mostrado na Figura 1.3. Outra limitação identificada está relacionada ao espaço onde o processo de regularização é realizado, sendo usualmente executado no espaço bidimensional. Nesse caso, a informação altimétrica não é incluída e conseqüentemente o comportamento da altimetria ao longo do contorno não é modelado. Considerando os aspectos mencionados, torna-se relevante o desenvolvimento de uma metodologia capaz de modelar contornos de edificações mais complexas, composta por diferentes tipos de segmentos, inclusive curvos, e o comportamento altimétrico do contorno.

Figura 1.3 - Edificações compostas por contornos curvos na área urbana de Presidente Prudente - SP



1.2 Abordagem proposta

Os problemas tratados na presente tese podem ser divididos em duas vertentes. A primeira está relacionada com a determinação, de forma adaptativa, do parâmetro α , utilizado no processo de extração de contornos a partir do algoritmo alpha-shape. A segunda, diz respeito ao desenvolvimento de uma metodologia de regularização de contornos no espaço tridimensional, englobando edificações compostas por segmentos de retas e curvos de diferentes complexidades.

Com relação ao primeiro problema, duas diferentes abordagens são propostas. A primeira realiza a estimação de um parâmetro α para cada edificação de interesse. O processo baseia-se no espaçamento entre os pontos e considera como dados de entrada apenas os pontos amostrados sobre edificações. Na segunda abordagem também é considerado o espaçamento entre os pontos para estimar o parâmetro α . No entanto, a estimação é realizada ponto-a-ponto, isto é, para cada ponto é estimado um valor de α . A principal contribuição das abordagens está ligada à determinação adaptativa de α , o que pode minimizar a influência da variação da densidade de pontos no resultado final.

Para solucionar o problema ligado à regularização de contornos, uma metodologia baseada no conceito de CD-Spline (*Changeable Degree Spline*) foi desenvolvida. O conceito de CD-Spline foi proposto por Shen e Wang (2010), e corresponde a uma variação da B-Spline. A principal vantagem do uso do CD-Spline está ligada à habilidade de modelar contornos formados por segmentos com diferentes níveis de complexidade no espaço n -dimensional, sendo esses modelados por funções polinomiais de diferente grau. Além disso, a

CD-Spline permite a inclusão de injunções aos pontos de junção entre os segmentos, e a determinação de uma função paramétrica que modela todo o contorno.

O grande desafio do uso do conceito de CD-Spline está relacionado à definição dos dados de entrada: pontos do contorno, pontos críticos (responsáveis por identificar uma mudança de direção) e grau da função usada para modelar cada segmento. Nesse trabalho, os pontos de contornos são obtidos a partir da abordagem adaptativa ponto-a-ponto do algoritmo alpha-shape, proposta nessa tese; enquanto que, os pontos críticos são determinados usando o algoritmo *Douglas-Peucker*, seguido da generalização baseada em ângulos. Com o intuito de selecionar o grau da função polinomial de forma automática, uma abordagem iterativa usando o conceito CD-Spline foi proposta. Nessa metodologia, a função polinomial que melhor modela cada segmento é selecionada por meio da análise estatística dos resíduos em cada iteração.

1.3 Hipótese

Em resumo, a tese de doutorado é estruturada sobre a seguinte hipótese: “Considerando o conjunto de pontos LiDAR obtidos por um sistema de varredura a LASER instalado em uma plataforma aérea, têm-se que a influência da variação da densidade de pontos, na extração de contornos de edificações, pode ser minimizada com o uso da abordagem adaptativa para a estimação do parâmetro α . Além disso, o uso da abordagem iterativa do conceito CD-Spline, juntamente com a análise estatística dos resíduos, pode contribuir na determinação automática do grau da função polinomial correspondente a cada segmento e na modelagem tridimensional de contornos de edificações formados por segmentos lineares e/ou curvos”.

1.4 Objetivos

O objetivo central da tese pode ser dividido em dois. O primeiro está relacionado a extração do contorno aproximado de telhados de edificações. Nesse caso, o objetivo consiste em desenvolver, implementar, aplicar e avaliar duas abordagens para a determinação automática do parâmetro α do algoritmo alpha-shape, sendo considerada em ambas a informação da variação da densidade de pontos. O segundo, refere-se à regularização de contornos. Nesse caso, o objetivo consiste em desenvolver, implementar, aplicar e avaliar o método de regularização baseado na abordagem iterativa da CD-Spline. Adicionalmente, a

robustez do método de regularização é analisada diante de diferentes aspectos: uso de diferentes limiares no processo de regularização, contornos com diferentes complexidades, e nuvem de pontos com diferentes densidades.

1.5 Estrutura do trabalho

Esse trabalho está organizado em sete capítulos principais. No primeiro capítulo é apresentada uma introdução ao tema tratado, seguido da caracterização do problema, abordagem proposta, hipótese e objetivos. No segundo capítulo é apresentado o sistema de varredura a LASER aerotransportado, bem como algumas características da nuvem de pontos LiDAR. O terceiro capítulo trata da etapa de pré-processamento dos dados LiDAR, a qual engloba a detecção de pontos amostrados sobre edificações. Nesse capítulo também são descritos os parâmetros de qualidade utilizados na avaliação dos resultados. No quarto capítulo são apresentadas as duas abordagens desenvolvidas para a determinação adaptativa do parâmetro α . O quinto capítulo é usado para descrever a solução proposta para a regularização de contornos, baseada em uma abordagem iterativa do conceito CD-Spline. No sexto capítulo são descritos os conjuntos de dados utilizados e os experimentos realizados, além da discussão dos resultados. Finalmente, no sétimo capítulo são feitas as considerações finais sobre o trabalho realizado, bem como as conclusões e recomendações.

CAPÍTULO 2

Sistema de Varredura a LASER Aerotransportado e as Características dos Dados LiDAR

Nesse capítulo é apresentada uma breve descrição dos princípios de um Sistema de Varredura a LASER Aerotransportado, englobando alguns parâmetros da geometria de aquisição e o modelo matemático usado na obtenção das coordenadas tridimensionais. Também é realizada uma breve comparação dos dados LiDAR e dos dados obtidos por aerofotogrametria convencional, no contexto da extração de edificações, destacando as vantagens e desvantagens do uso de cada abordagem. Por fim, alguns fatores que influenciam a extração de edificações a partir de dados LiDAR são apontados.

2.1 Sistemas de varredura a LASER aerotransportado

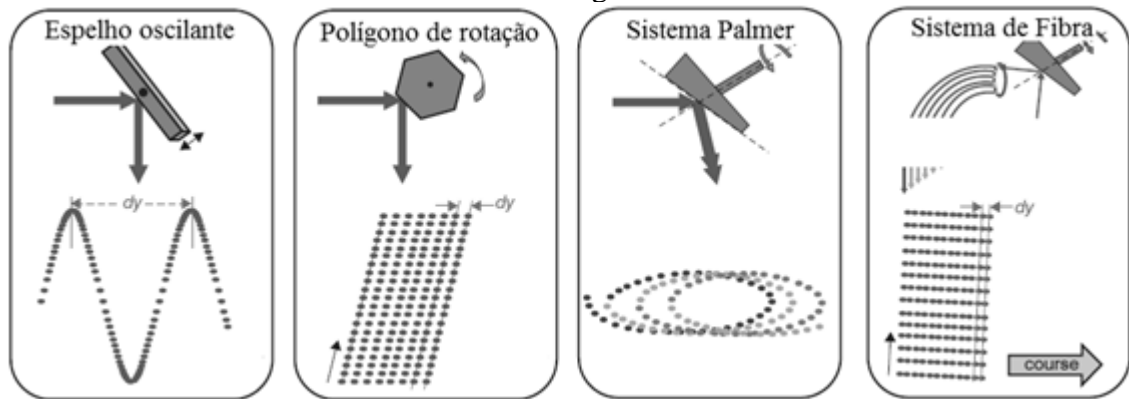
Os sistemas de varredura LASER podem ser instalados em diferentes plataformas: barco, automóvel, veículo aéreo não tripulado (UAV – *Unmanned aerial vehicle*), e aeronave. No caso específico deste trabalho, considera-se os dados provenientes do sistema de varredura LASER instalado em uma plataforma aérea. Esse tipo de configuração é denominado por alguns autores (CENTENO e MITISHITA, 2007) como sistema de varredura a LASER aerotransportado (SVLA).

O princípio de funcionamento do sistema de varredura aerotransportado baseia-se na utilização de um pulso de LASER que é disparado na direção da superfície terrestre, com o

auxílio de um sistema de varredura. Ao atingir a superfície, parte do sinal emitido é refletido na direção do sensor. O sensor mede a intensidade do sinal de retorno e o tempo decorrido entre a emissão e a captação do retorno. Esse último é usado para calcular a distância entre o sensor e o objeto, considerando que o pulso LASER se propaga à velocidade da luz (BALTSAVIAS, 1999).

O padrão de amostragem dos pontos pode variar de acordo com o sistema óptico de lentes e espelhos utilizado para orientar os pulsos LASER na direção dos objetos. Na Figura 2.1 são apresentados alguns exemplos de sistemas de varredura, bem como o padrão de varredura gerado por cada um.

Figura 2.1 – Exemplos de sistemas de varredura a LASER e respectivos padrões de amostragem.



Adaptado de Vosselman e Mass (2010).

2.1.1 Elementos associados à geometria de aquisição

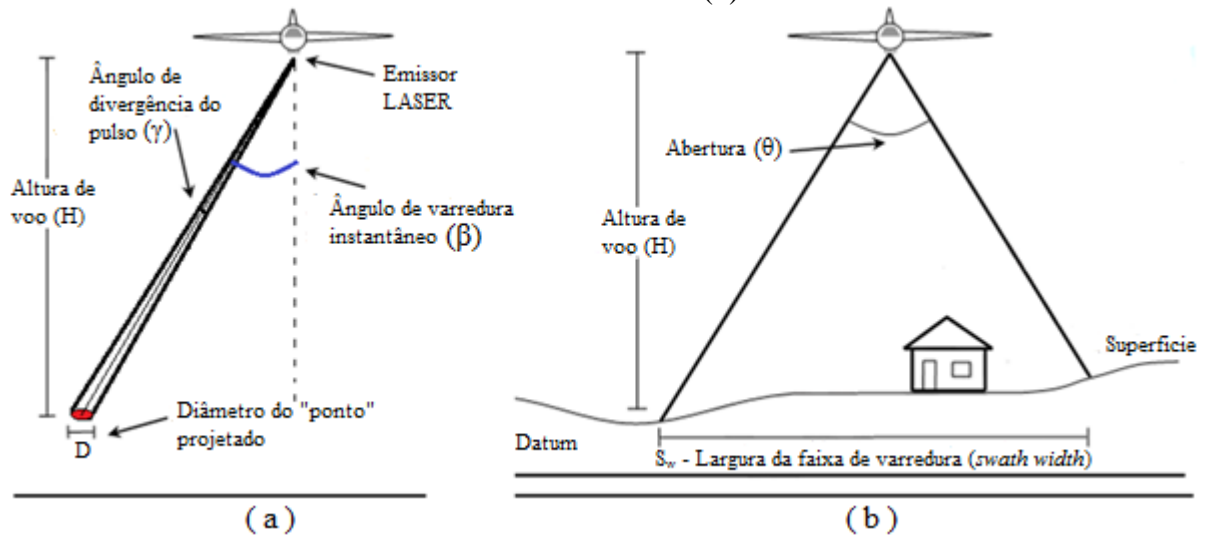
Os elementos geométricos envolvidos na varredura de uma dada seção transversal do terreno são ilustrados na Figura 2.2. A projeção do feixe LASER no terreno ou *footprint* (D) depende do ângulo de divergência do pulso LASER (γ), da altura de voo (H), do ângulo de varredura instantâneo (β), bem como da inclinação local do terreno, como mostra a Figura 2.2a. Enquanto isso, a largura da faixa de varredura no terreno (S_w) é função da altura de voo média (H_m) e do ângulo de abertura máximo (θ) também conhecido como FOV (*Field Of View*) (Figura 2.2b).

Os valores aproximados para o diâmetro (D) do *footprint* e a largura da faixa de varredura (S_w) podem ser obtidos a partir das Equações 2.1 e 2.2 (WEHR e LOHR, 1999). Para obter essas equações são consideradas algumas simplificações, tais como: terreno plano horizontal e ângulo de divergência do pulso muito pequeno.

$$D = \frac{H}{\cos^2 \beta} \gamma \quad (2.1)$$

$$S_w = 2 H_m \operatorname{tg}(\theta/2) \quad (2.2)$$

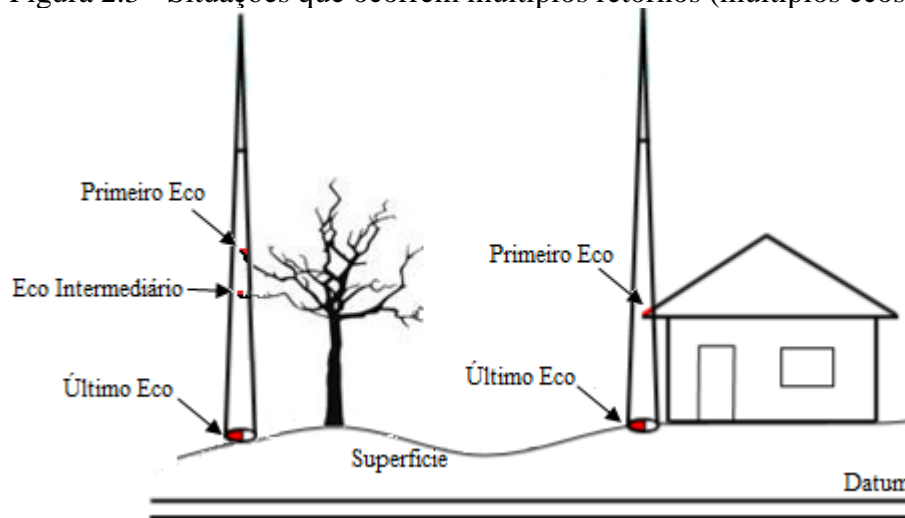
Figura 2.2 - Representação de alguns elementos relacionados à geometria de aquisição dos dados LiDAR. Elementos envolvidos na projeção do feixe LASER no terreno (a) e largura da faixa de varredura (b).



Adaptado de Galo (2019).

Em função do ângulo de divergência, o pulso LASER emitido pode ser refletido por diferentes objetos. Os múltiplos ecos geralmente ocorrem quando o feixe incide em superfícies que permitem a passagem de parte do feixe, como por exemplo, vegetação, ou bordas de objetos, como edificações. Na Figura 2.3 são apresentadas situações onde o feixe LASER atinge vários objetos. A parte do pulso que atinge o objeto mais próximo retorna primeiro e corresponde ao primeiro eco. Já a outra parte do pulso que continua até atingir o objeto mais distante origina o último eco.

Figura 2.3 - Situações que ocorrem múltiplos retornos (múltiplos ecos).



O nível de detalhamento da superfície levantada por um sistema de varredura a LASER está diretamente relacionado com a densidade de pontos. Essa grandeza corresponde à quantidade de pontos amostrados por unidade de área, sendo expresso usualmente em pontos por metro quadrado (pts/m^2). Segundo Ackermann (1999), a densidade de pontos depende de alguns elementos, tais como: altura de voo (H), velocidade da aeronave (v), ângulo de varredura (θ), taxa de repetição do pulso LASER (F), frequência de varredura (F_{sc}), direção do voo e tipo de terreno levantado.

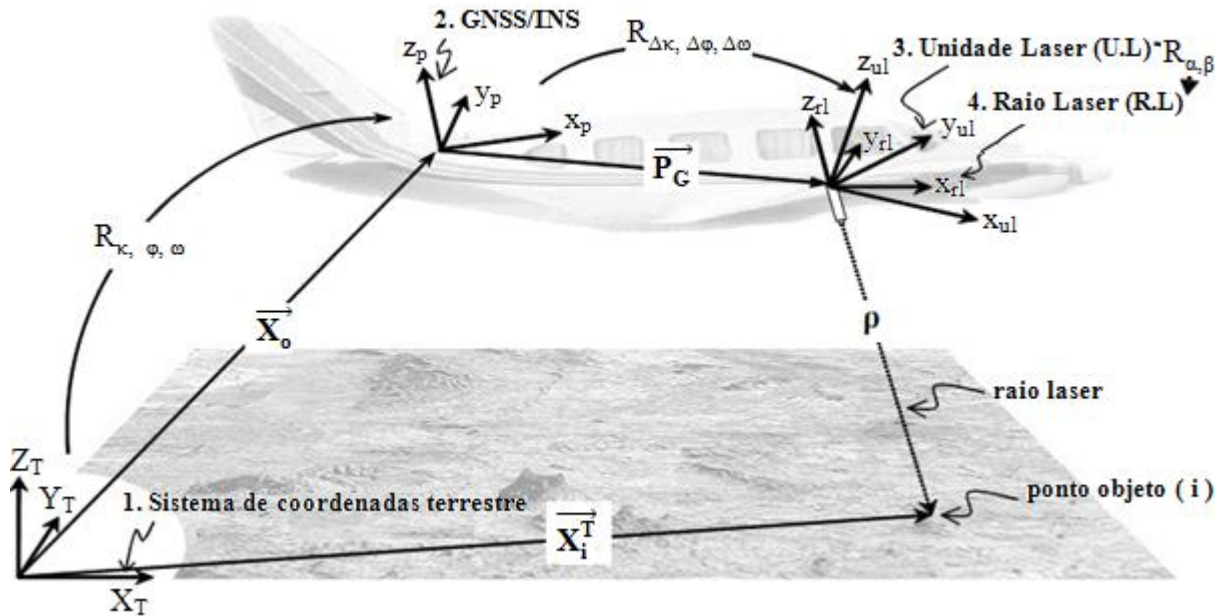
2.1.2 Modelo Matemático

As coordenadas dos pontos amostrados por um sistema de varredura aerotransportado são determinadas combinando as medidas derivadas de cada componente do sistema e os parâmetros que os relacionam. A Figura 2.4 apresenta a relação entre os sistemas coordenadas associados ao GNSS, unidade inercial (INS), sensor LASER e o ponto no terreno. Nessa ilustração considera-se, para efeito de simplificação, que o centro de fase da antena do receptor GNSS coincide com a origem do sistema de coordenadas do INS. Essa simplificação é possível desde de que o vetor ligando a origem do sistema de coordenadas do INS e o sistema de coordenadas do receptor GNSS seja conhecido ou determinado *a priori* com alta precisão. Com isso, o SVLA passa a envolver quatro sistemas de coordenada, os quais são (EL – SHEIMY *et al.*, 2005):

- 1) Sistema de coordenadas terrestre;

- 2) Sistema de coordenadas GNSS/INS: origem no centro do sistema de coordenadas do INS;
- 3) Sistema de coordenadas da unidade LASER: origem no ponto de disparo do LASER. O eixo-x pode ser definido como coincidente com a direção do voo enquanto que o eixo-z aponta para o zênite;
- 4) Sistema de coordenadas do raio LASER: origem no ponto de disparo do LASER. O eixo-z coincide com a direção do raio LASER.

Figura 2.4 - Componentes de um sistema de varredura a LASER aerotransportado e suas relações geométricas.



Adaptado de Habib *et al.* (2008).

A partir da Figura 2.4 observa-se que a posição de um ponto genérico i (\vec{X}_i^T), pode ser obtida a partir da somatória de três vetores (\vec{X}_o , \vec{P}_G e $\vec{\rho}$) após aplicar as rotações apropriadas: $R_{\kappa, \phi, \omega}$, $R_{\Delta\kappa, \Delta\phi, \Delta\omega}$ e $R_{\alpha, \beta}$ (HABIB *et al.*, 2008).

$$\vec{X}_i^T = \vec{X}_o(t) + R_{\kappa, \phi, \omega}(t) \cdot \vec{P}_G + R_{\kappa, \phi, \omega}(t) \cdot R_{\Delta\kappa, \Delta\phi, \Delta\omega} \cdot R_{\alpha, \beta}(t) \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -\rho_i \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

onde:

\vec{X}_i^T – Coordenadas de um ponto genérico i no sistema de coordenadas terrestre;

\vec{X}_o – Coordenadas da origem do sistema de coordenadas do GNSS/INS, no sistema de coordenadas terrestre;

$R_{\kappa,\varphi,\omega}$ – Matriz de rotação entre o sistema de coordenadas GNSS/INS e o sistema de coordenadas terrestre;

$R_{\Delta\kappa,\Delta\varphi,\Delta\omega}$ – Matriz de rotação entre o sistema de coordenadas GNSS/INS e o sistema de coordenadas da unidade LASER. Os ângulos de rotação que compõem essa matriz são conhecidos como ângulos de desalinhamento (do inglês *boresight angles*);

\vec{P}_G – Vetor translação entre a origem do sistema de coordenadas GNSS/INS e a origem do sistema de coordenadas da unidade LASER. Esse vetor translação também é conhecido como *lever arm offset*;

$R_{\alpha,\beta}$ – Matriz de rotação entre o sistema de coordenadas da unidade LASER e o sistema de coordenadas do raio LASER. Os ângulos que compõem essa matriz são conhecidos como ângulos de varredura;

ρ_i – Medida de distância entre a origem do sistema de coordenadas da unidade LASER e o ponto objeto i no terreno;

t – Instante de recepção do pulso LASER.

A posição $(X_o(t), Y_o(t), Z_o(t))$ e a orientação $(\kappa(t), \varphi(t), \omega(t))$ da plataforma durante o deslocamento são determinadas pela integração do GNSS e o INS. Segundo El-Sheimy e Niu (2007) as informações do GNSS (posicionamento, velocidade e tempo) permanecem estáveis por longos períodos, e quando o sinal de recepção é interrompido e/ou a geometria dos satélites não está dentro de limites aceitáveis, o sistema de navegação inercial pode prover informações para navegação. Em função do problema de deriva, inerente aos sistemas inerciais, as posições e velocidades obtidas pelo sistema GNSS podem ser usadas como medidas externas e utilizadas para atualizar a informação gerada pelo INS, melhorando sua estabilidade e precisão ao longo do tempo. Por esta razão os sistemas GNSS e INS são considerados complementares.

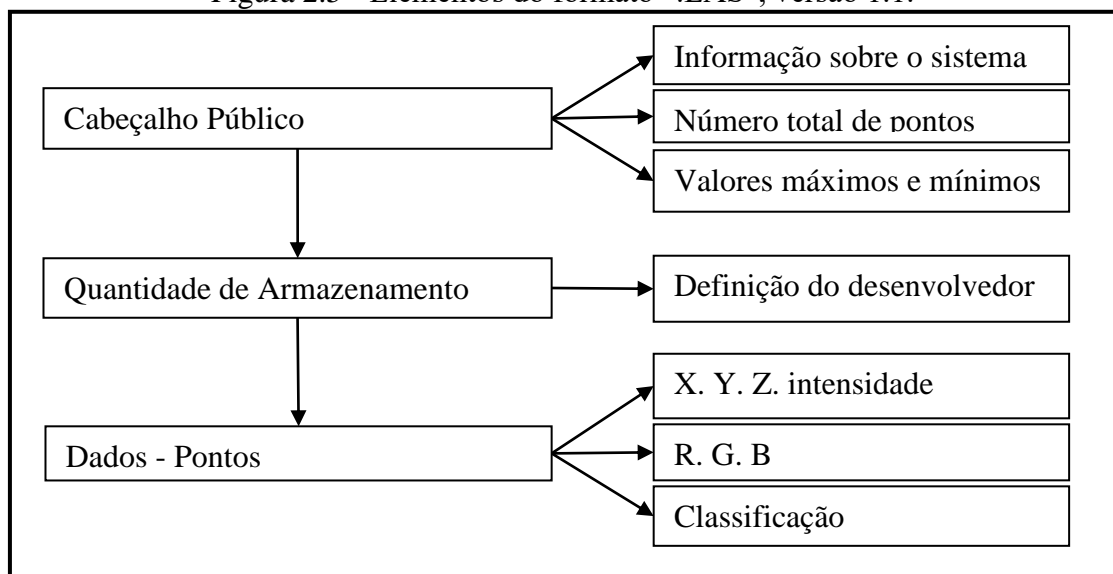
As coordenadas obtidas por observações GNSS normalmente não coincidem com os instantes de emissão e recepção dos pulsos LASER, assim como as observações do sistema inercial. Por esse motivo é fundamental que seja estabelecido o sincronismo entre estes sistemas, para que todos os pontos amostrados possuam coordenadas e valores de atitudes relativos à sua real posição no instante de coleta. No trabalho desenvolvido por Reis (2009) são apresentados os fatores essenciais à realização deste sincronismo.

As quantidades envolvidas na equação do ponto LiDAR (Equação 2.4) são todas obtidas durante o processo de aquisição, exceto as componentes de translação (\vec{P}_G) e desalinhamento angular ($\Delta\kappa, \Delta\varphi, \Delta\omega$) (conhecidas como parâmetros de montagem), as quais normalmente são determinadas a partir do processo de calibração do sistema (HABIB *et al.*, 2008).

2.1.3 Estrutura do formato LAS (*LIDAR Exchange Format*)

O SVLA possibilita amostrar um conjunto de pontos tridimensionais sobre a área de interesse, o qual pode ser expresso em diversos formatos. Com o intuito de padronizar a estrutura desses dados e permitir o intercâmbio de dados obtidos por sistemas desta natureza a ASPRS (*American Society for Photogrammetry and Remote Sensing*) criou um formato denominado ASPRS LAS. Na Figura 2.5 é mostrada a estrutura, conforme Samberg (2007), para a versão 1.1.

Figura 2.5 - Elementos do formato “.LAS”, versão 1.1.



Adaptado de Samberg (2007).

Como visto na Figura 2.5, o formato “.LAS” apresenta informações de metadados (informação sobre o sistema, número total de pontos e valores extremos - máximo e mínimo), informações relacionadas ao armazenamento e informações sobre os pontos (coordenadas tridimensionais, intensidade do retorno, tonalidades (caso haja sensor CCD – *Charge Coupled Device*) e classificação). O campo classificação representa a classe na qual o ponto foi classificado, como por exemplo, edificação, terreno, vegetação baixa etc. Para cada classe

existe um número correspondente, por exemplo, se um ponto não foi classificado este é associado ao número zero. Para maiores detalhes sugere-se consultar o arquivo com as especificações do formato “.LAS”, disponibilizado na página oficial da ASPRS (ASPRS, 2013).

2.2 Comparação entre os dados LiDAR e a Fotogrametria convencional

No contexto da extração de edificações, os dados LiDAR possuem algumas vantagens e desvantagens quando comparados à Fotogrametria convencional, que se baseia no uso de imagens aéreas. A Tabela 2.1 sumariza as principais diferenças entre os dois conjuntos de dados.

Tabela 2.1 - Comparação entre dados LiDAR e a fotogrametria convencional no contexto de extração de edificações.

Elementos de Comparação	SVLA	Fotogrametria convencional
Linhas de descontinuidade	Baixa densidade posicional	Alta densidade posicional
Regiões Homogêneas	Densa informação posicional	Problema de correspondência
Precisão Posicional	Melhor em altimetria	Melhor em planimetria
Informação Semântica	Baixa	Alta

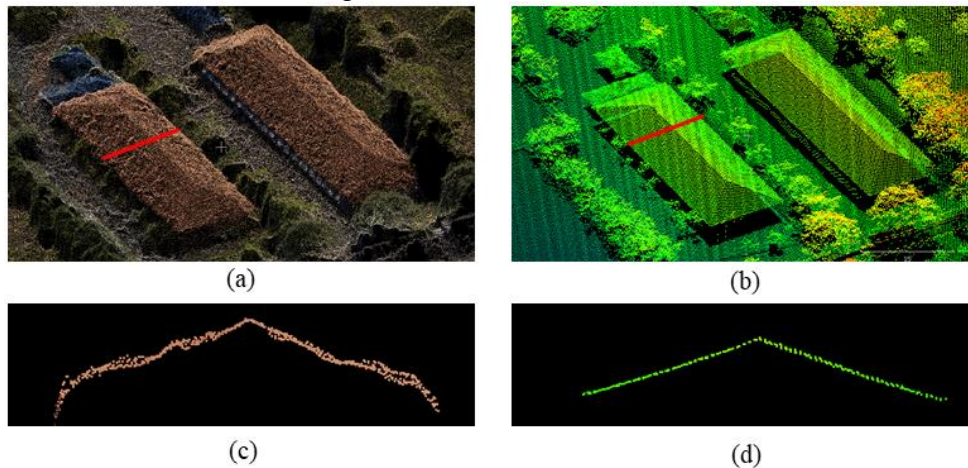
Adaptado de Dal Poz *et al.* (2009a) e Fernandes (2016)

As linhas de descontinuidade são melhores representadas em imagens aéreas, uma vez que a imagem corresponde a uma representação contínua da superfície terrestre. Já os dados LiDAR correspondem a uma representação amostral, não sendo possível garantir que os pontos obtidos coincidam com as bordas dos objetos. No caso dos dados LiDAR, o nível de detalhamento das bordas está diretamente relacionado a densidade de pontos.

Em contrapartida, os planos de telhados são melhores determinados nos dados LiDAR. No SVLA as coordenadas tridimensionais são obtidas diretamente por meio de um sistema de posicionamento e orientação, englobando GNSS e INS. Ao passo que na Fotogrametria convencional as coordenadas são obtidas por meio de um conjunto de processos, realizados após a aquisição das imagens. As duas principais operações envolvidas são: aerotriangulação e correspondência de imagens. Como os telhados usualmente apresentam um padrão repetitivo ou homogêneo, o processo de correspondência é afetado negativamente, gerando falsas correspondências. Desta forma, os pontos amostrados sobre tais regiões podem

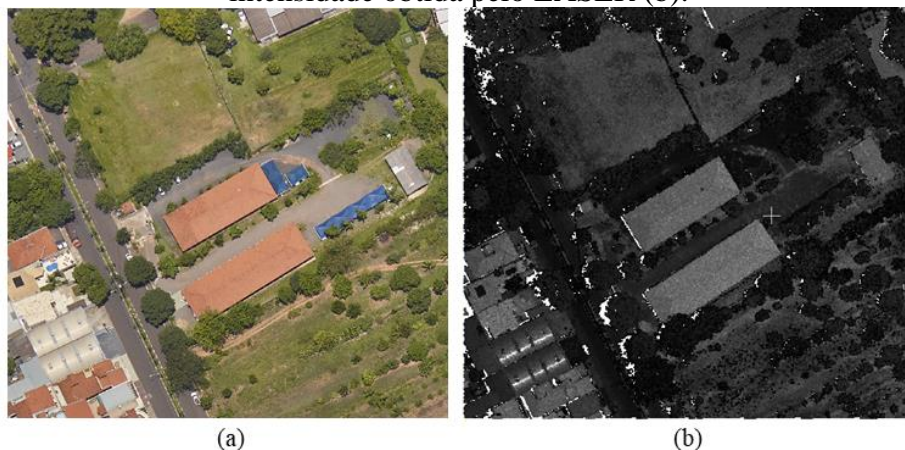
apresentar uma menor precisão em altimetria, como pode ser observado na Figura 2.6. Em Gehrke *et al.* (2010) é apresentada uma discussão mais detalhada sobre a comparação do modelo digital de superfície gerado a partir de dados LiDAR e imagens aéreas.

Figura 2.6 - Nuvem de pontos fotogramétrica (a) e LiDAR (b). Perfil gerado sobre a nuvem fotogramétrica (c) e LiDAR (d).



Com relação a informação semântica, em geral, a qualidade desse elemento é bem diferente nos dois tipos de dados. O sistema LiDAR considerado nesse trabalho registra apenas informação de intensidade de retorno do pulso LASER. Em contrapartida, as câmaras usualmente permitem o registro da energia refletida em diferentes bandas do espectro, possibilitando a geração da imagem colorida (Figura 2.7a). É importante salientar que mais recentemente surgiu o LiDAR multiespectral, permitindo o aumento da qualidade da informação semântica que pode ser extraída a partir da nuvem de pontos LiDAR (MORSY *et al.*, 2017).

Figura 2.7 - Imagem aérea composição das bandas RGB (*red, green, blue*) (a), e imagem intensidade obtida pelo LASER (b).

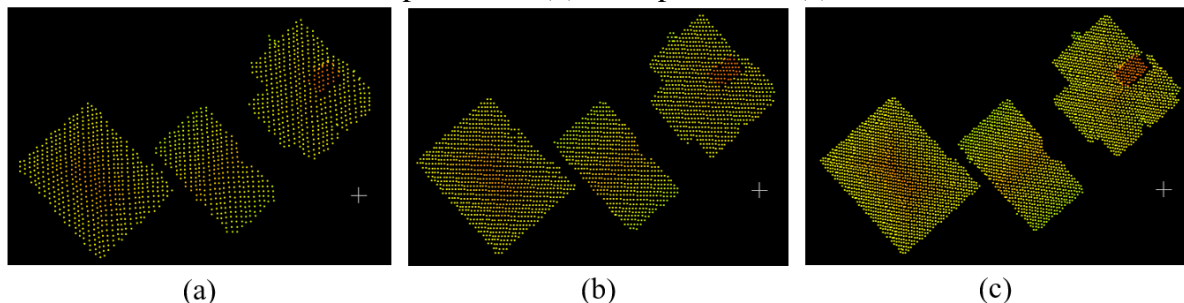


2.3 Fatores que influenciam a extração de edificações a partir de dados LiDAR

O processo de extração de edificações a partir de dados LiDAR pode ser afetado por diversos fatores inerentes à geometria de aquisição e a complexidade da cena. Na sequência é apresentada uma breve descrição de alguns desses fatores: densidade da nuvem de pontos, variação da densidade ao longo da nuvem, oclusão causada por construções, oclusão parcial ou total causada por vegetação, e área com alta concentração de edificações.

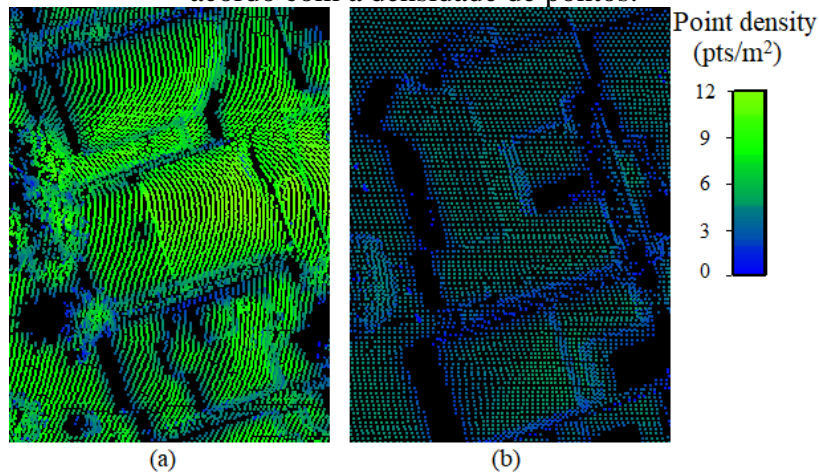
Um fator que influencia diretamente o processo de extração de edificações, em especial a extração de contornos, é a densidade de pontos. Como mencionado na Subseção 2.2.1, a densidade depende de diferentes variáveis. Na Figura 2.8 é apresentado um conjunto de edificações selecionado a partir de nuvem de pontos com diferentes alturas de voo. Nota-se que as linhas de descontinuidade das edificações são melhores definidas à medida que a densidade de pontos aumenta. No caso da extração de planos de telhados, a densidade de pontos tem pouca influência sobre o resultado final.

Figura 2.8 - Pontos LiDAR amostrados sobre telhados de edificações, coloridos de acordo com a altura. Recorte realizado a partir de diferentes nuvens de pontos: 2,9 pontos/m² (a), 5,8 pontos/m² (b), 12,5 pontos/m² (c).



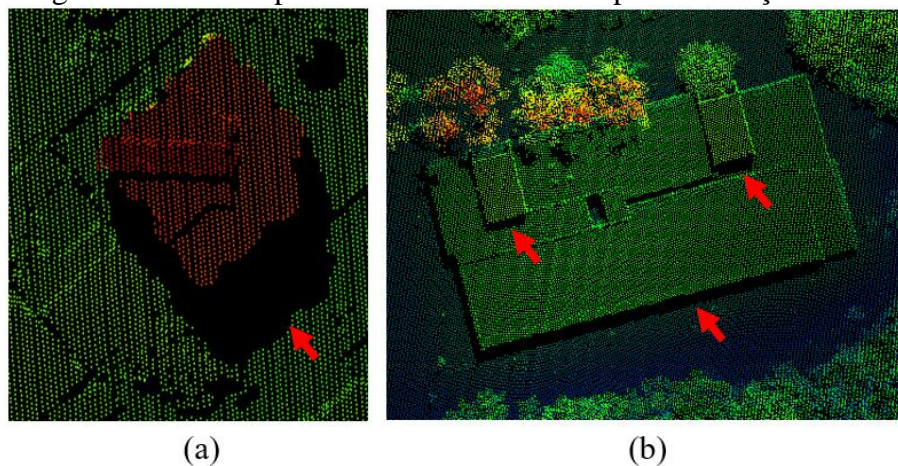
Apesar do voo ser bem controlado em termos de trajetória e velocidade, os dados LiDAR podem apresentar variação de densidade ao longo da nuvem de pontos. Com isso, métodos de extração de contornos que dependem diretamente da densidade de pontos são afetados, como é o caso do algoritmo alpha-shape e do fecho convexo modificado. No trabalho de Lari e Habib (2012) é discutido a influência da densidade em diferentes etapas do processamento dos dados LiDAR, além disso, são apresentadas abordagens para o cálculo da densidade local. Na Figura 2.9 são apresentados dois recortes realizados sobre a mesma nuvem de pontos, onde é perceptível a variação de densidade ao longo da nuvem. Na Figura 2.9a nota-se uma maior densidade de pontos quando comparado com o recorte mostrado da Figura 2.9b.

Figura 2.9 - Recortes obtidos a partir da mesma nuvem de pontos LiDAR. Pontos coloridos de acordo com a densidade de pontos.



Assim como na fotogrametria convencional, a oclusão causada por construções antrópicas e vegetação é um problema recorrente (Figura 2.10). Os objetos altos e localizados fora da linha de voo podem impedir que pontos sejam amostrados sobre objetos vizinhos mais baixos, caracterizando a perda de informação (Figuras 2.10a e 2.10b). Para minimizar tais efeitos, pode-se sobrevoar com uma maior altura de voo. No entanto, a densidade de pontos será reduzida, se forem mantidos os mesmos demais parâmetros do voo. Outra alternativa, refere-se ao aumento da área de sobreposição das faixas LiDAR, possibilitando observar um dado objeto de diferentes pontos vistas.

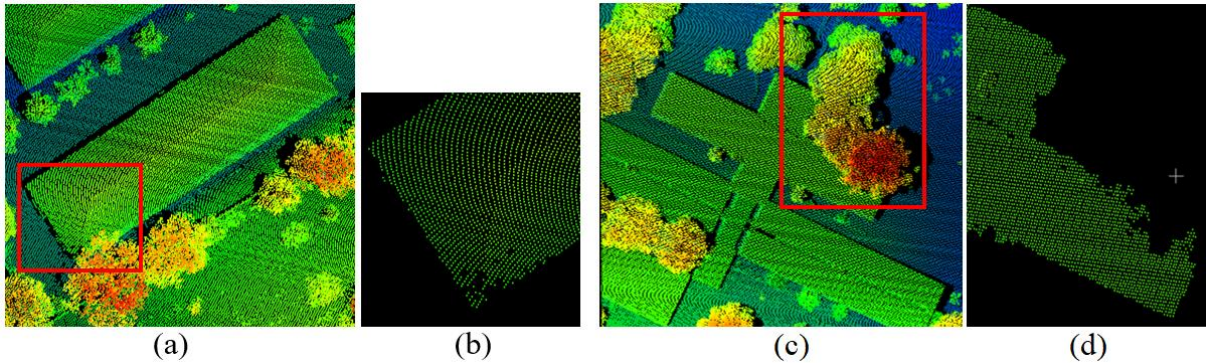
Figura 2.10 - Exemplos de oclusões causadas por construções altas.



Além disso, a oclusão pode ser causada por vegetação, como mostrado nas Figuras 2.11a e 2.11c. Entretanto, devido a característica do pulso LASER, alguns pontos podem ainda ser amostrados sobre o telhado da edificação (Figuras 2.11b e 2.11d). Nas

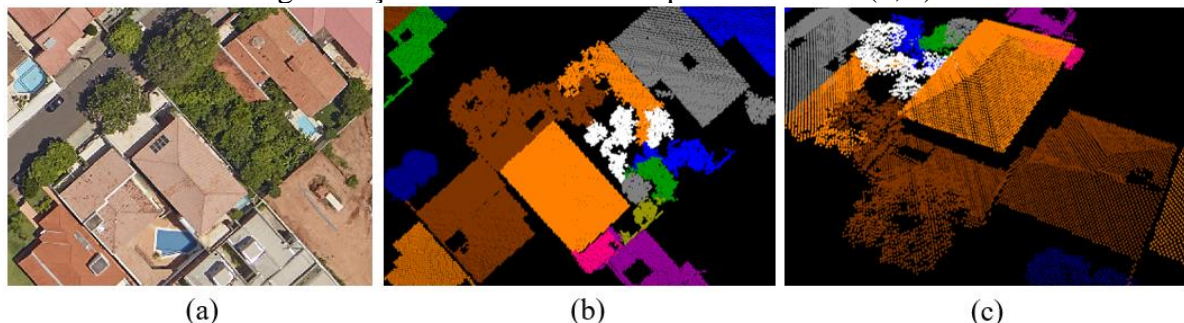
regiões de oclusão ocorre uma queda drástica na densidade de pontos LiDAR e perda de informação, afetando a reconstrução do contorno em tais regiões.

Figura 2.11 - Vegetação localizadas sobre parte da edificação (a, c). Pontos amostrados sobre os telhados (b, d).



Em termos de extração automática de edificações, diferentes técnicas de classificação e segmentação podem ser exploradas para obter o agrupamento relacionado a cada edificação. No entanto, em um ambiente urbano complexo, onde existem edificações localizadas próximas umas das outras e vegetação próxima das edificações (Figura 2.12a), a caracterização de cada edificação e a separação das classes por operações automáticas torna-se uma tarefa complexa. Na Figura 2.12b é apresentado um exemplo de resultado derivado do processo de segmentação, sendo possível observar o problema decorrente da proximidade dos objetos presentes na cena. Nesse caso, pontos amostrados sobre diferentes objetos foram erroneamente considerados como sendo de um mesmo grupo.

Figura 2. 12 - Imagem aérea de uma cena com alta complexidade (a). Exemplo do processo de segmentação visto de diferentes pontos de vista (b, c).



CAPÍTULO 3

Detecção dos Pontos LiDAR Amostrados sobre Telhados de Edificações e Avaliação da Qualidade dos Contornos

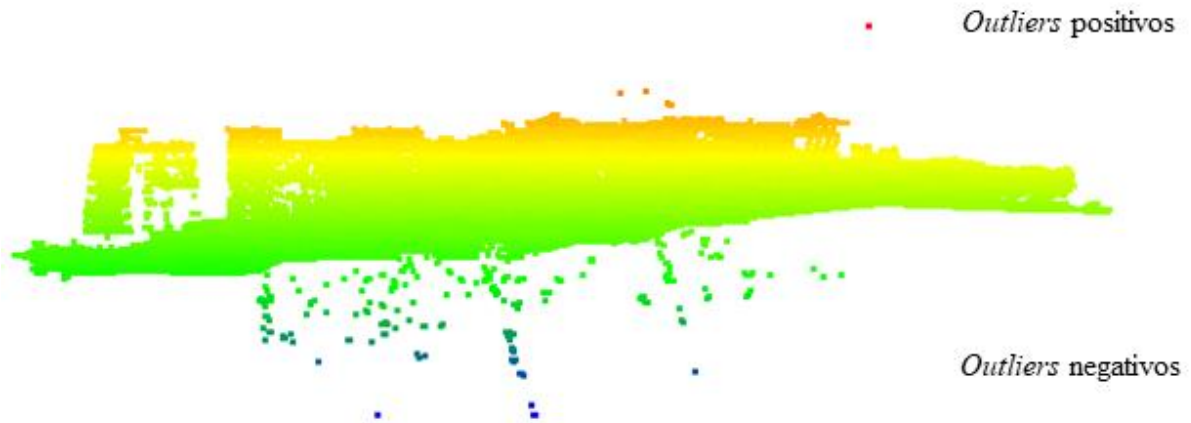
Nesta tese, o método proposto é dividido em três principais fases: pré-processamento, extração e regularização dos contornos de telhados. As contribuições desta tese estão concentradas nas duas últimas fases e nesse capítulo é apresentada a metodologia relacionada ao pré-processamento, o qual consiste na seleção dos pontos amostrados sobre os telhados de edificações. O processo de detecção dos pontos de edificação é realizado a partir de métodos já consagrados e envolve as seguintes etapas: detecção e eliminação dos *outliers*, filtragem, segmentação e identificação dos agrupamentos relacionados à edificação. Além disso, é realizada uma breve descrição dos parâmetros de qualidade utilizados na avaliação quantitativa dos contornos de telhados obtidos pelo método proposto, sendo estes parâmetros categorizados em duas classes: baseados em área e em medidas lineares.

3.1 Detecção de *outliers* na nuvem de pontos LiDAR

O conjunto de pontos derivado do sistema de varredura a LASER aerotransportado pode conter pontos espúrios também conhecidas como *outliers*. Esses pontos podem ser classificados em duas classes: positivos e negativos (Figura 3.1). Os *outliers* positivos são causados por objetos localizados próximo a plataforma aérea: pássaros, drones e pipas. Além dessas causas, Leslar *et al.* (2010) mencionam que partículas suspensas na atmosfera (neve e

poeira) são também possíveis fontes deste problema. Os *outliers* negativos podem ser atribuídos ao efeito de multicaminho da trajetória do pulso LiDAR, similar ao que ocorre no posicionamento por satélites, isto é, o pulso percorre uma trajetória mais longa que a real, resultando em pontos localizados abaixo da superfície do terreno.

Figura 3.1 - Nuvem de pontos contendo *outliers* positivos e negativos.



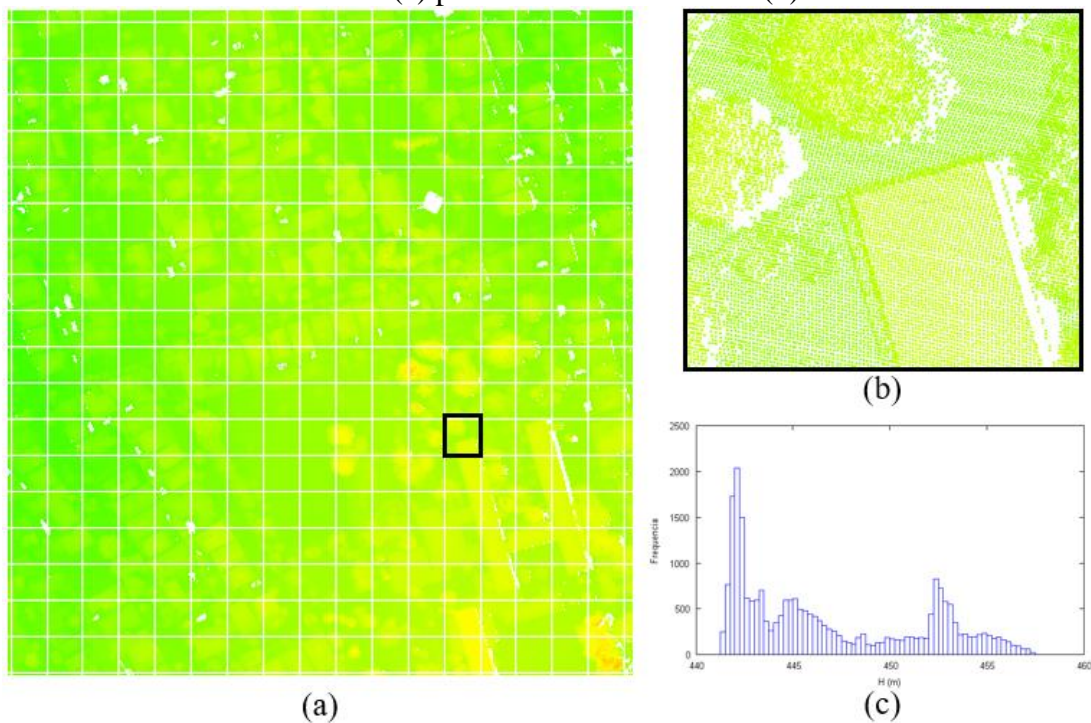
De acordo com Sithole e Vosselman (2004) os pontos espúrios, em especial os negativos, podem causar problemas durante o processo de filtragem, uma vez que alguns métodos assumem que os pontos mais baixos são pontos de terreno. Para Ben-Gal (2005) a presença de pontos espúrios no conjunto de dados pode levar a modelagem incorreta, ou a estimação tendenciosa, e conseqüentemente, a resultados incorretos. Desta forma, a detecção e eliminação dos pontos espúrios é essencial.

O processo de detecção dos pontos espúrios pode ser realizado de diferentes formas: ajuste de uma superfície paramétrica (RASHIDI e BRILAKIS, 2016), filtro morfológico de ruídos (MONGUS e ŽALIK, 2012), filtro baseado na frequência espacial (implementado no *software LAStools*), e filtro de remoção de ruídos baseado em análise estatística (implementado no *software CloudCompare*). Nesse trabalho, o método proposto por Carrilho *et al.* (2018), denominado de filtro baseado no histograma da célula, foi usado para detecção e eliminação dos *outliers*.

No método proposto por Carrilho *et al.* (2018), o conjunto de dados LiDAR é dividido em uma grade de células quadradas no espaço bidimensional, similar à estrutura de dados descrita em Mongus e Žalik (2012). Este tipo de estrutura permite realizar manipulações locais, e conseqüentemente otimizar as operações de busca. Para cada célula da grade de dimensões ($D_g \times D_g$) é gerado um histograma de frequência das alturas a partir de um

parâmetro de amplitude de altura (A_H), o qual é usado para dividir as alturas em intervalos. O método varre o histograma procurando o primeiro e último intervalo cuja frequência está acima de um limiar pré-estabelecido em termos de número de pontos (L_f). Os valores de mínimo e máximo determinados são utilizados para definir o intervalo de aceitação. Nesse caso, todos os pontos com altura fora do intervalo são definidos como pontos espúrios e eliminados.

Figura 3.2 - Grade de células quadradas (a) e representação do histograma de frequência das alturas (c) para a célula selecionada (b).



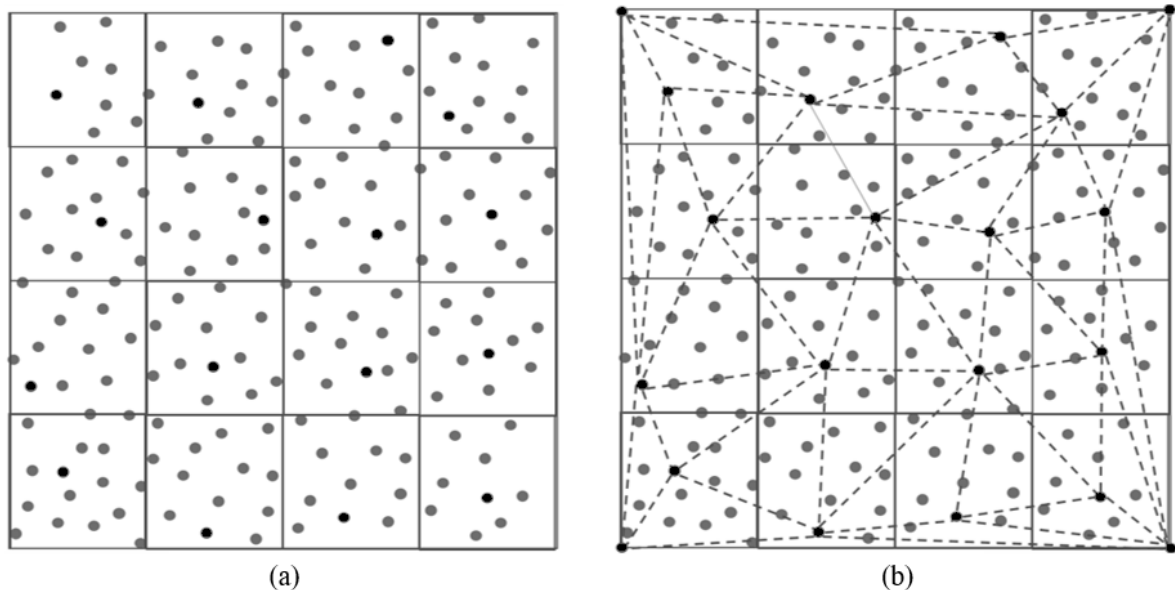
3.2 Filtragem dos dados LiDAR

As técnicas de filtragem de nuvens de pontos LiDAR obtidas por SVLA tem como objetivo identificar os pontos de terreno e não terreno. Os pontos de não terreno englobam os pontos amostrados sobre objetos altos: vegetação, edificação, veículos, muros, dentre outros. De acordo com Sithole e Vosselman (2004), o processo de filtragem é desenvolvido a partir da combinação de diferentes elementos, tais como: estrutura de dados, critérios de definição da vizinhança, medida de descontinuidade, princípio de filtragem, mecanismo de controle (iterativo e não iterativo), natureza da filtragem, uso do primeiro pulso e dados de refletância. Em Sithole e Vosselman (2004) e em Fernandes (2016) são apresentadas descrições detalhadas desses elementos.

Nesse trabalho, adotou-se o método de filtragem proposto por Axelsson (2000). Esse método opera de forma iterativa e usa como dados de entrada o conjunto de pontos irregularmente espaçados. Em linhas gerais, o processo toma um pequeno conjunto de pontos de terreno (pontos sementes) e os organiza segundo uma estrutura triangular, adensando progressivamente o conjunto inicial de pontos.

Para obter os pontos sementes e realizar a construção do TIN, de maneira progressiva, inicialmente gera-se uma grade sobre a nuvem de pontos disponível (Figura 3.3). A grade é definida a partir das dimensões do retângulo envolvente que engloba a área de interesse e de um tamanho de célula predefinido. Para cada célula, o ponto de menor altitude é selecionado e marcado como ponto semente. Os vértices do retângulo envolvente também são marcados como pontos de terreno, sendo atribuído a eles a altura do ponto semente mais próximo. Nesse passo inicial os pontos sementes são utilizados para a geração do TIN, o qual representa uma aproximação inicial do terreno.

Figura 3.3 - Pontos sementes e geração da estrutura de triângulos a partir dos pontos sementes.

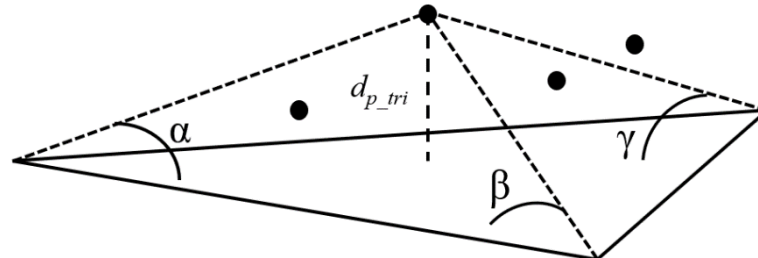


Adaptado de Zhang e Lin (2013).

A cada iteração, os pontos da nuvem são avaliados individualmente com base na triangulação gerada na iteração anterior e de dois critérios pré-estabelecidos. O primeiro, consiste em verificar se a distância entre o ponto de interesse e o plano da face do triângulo (d_{p_tri}) (Figura 3.4) é menor que um limiar de distância. O segundo, está relacionado com a verificação dos ângulos formados pelos segmentos que ligam o ponto de interesse aos nós do

triângulo, representados por (α, β, γ) na Figura 3.4, devendo estes ângulos serem menores que um dado limiar angular.

Figura 3.4 - Princípio do método de filtragem.



Adaptado de Axelsson (2000).

O ponto em análise é marcado como de terreno, se e somente se, os dois critérios forem atendidos. A partir dos pontos classificados como terreno gera-se um novo TIN, sendo os pontos de não terreno re-submetidos a um novo ciclo de filtragem. O processo iterativo é finalizado quando nenhum ponto satisfazer os critérios, ou seja, quando nenhum ponto for adicionado ao TIN.

3.3 Segmentação dos pontos de não terreno

Segundo Kwak e Habib (2014), as técnicas de segmentação podem ser categorizadas em duas abordagens: crescimento de região no domínio espacial e crescimento de regiões no domínio dos parâmetros (atributos). Na primeira, pontos sementes são necessários, sendo adicionado a eles pontos candidatos que satisfazem um critério de proximidade pré-estabelecido. Na segunda abordagem, o processo é implementado no espaço dos parâmetros e consiste em agrupar os pontos que possuem atributos similares. Nesse último caso, o resultado final é diretamente dependente dos parâmetros estimados. Usualmente, os atributos são calculados considerando uma vizinhança no entorno do ponto de interesse, por exemplo, determinação do vetor normal que melhor se ajusta ao plano formado por um dado ponto e o seus pontos vizinhos.

Nesse trabalho é utilizada a abordagem de crescimento de regiões baseada no domínio espacial. Para tanto, considerou-se uma metodologia similar a desenvolvida por Sampath e Shan (2007), sendo acrescentado um limiar de altura (L_{Dh}). O processo é executado no espaço tridimensional, e utiliza os pontos de não terreno como dados de entrada. Na separação dos agrupamentos, dois limiares são adotados: distância planimétrica (L_{Dxy}) e altimétrica (L_{Dh}). O

conjunto de pontos correspondente a cada agrupamento é armazenado no vetor \mathbf{B} , o qual é inicialmente nulo. Na sequência são apresentados os passos envolvidos no crescimento de regiões.

Passo 1 – Os pontos de entrada são armazenados no vetor $\mathbf{S} = [P_0 P_1 \dots P_n]$.

Passo 2 – O primeiro ponto de \mathbf{S} (P_0) é adotado como ponto semente.

Passo 3 – Considerando uma esfera de raio R centrada sobre o ponto de interesse, armazenar em $\mathbf{G} = [rP_1 rP_2 \dots rP_m]$ todos os pontos que estão no interior na esfera cujo raio é dado pela seguinte equação:

$$R = \sqrt{L_{Dxy}^2 + L_{Dh}^2} \quad (3.1)$$

Passo 4 – A verificação do critério de proximidade é realizada a partir dos pontos localizados no interior da esfera. Os pontos que satisfazem os dois critérios (Equações 3.2 e 3.3) são armazenados no vetor $\mathbf{A} = [cP_1 cP_2 \dots cP_k]$.

$$\sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} < L_{Dxy} \quad (3.2)$$

$$|z_i - z_j| < L_{Dh} \quad (3.3)$$

onde x_i, y_i e z_i corresponde as coordenadas do i -ésimo ponto localizado no interior da esfera; x_c, y_c e z_c são as coordenadas do centro da esfera.

Passo 5 – Mover a esfera para cP_l .

Passo 6 – Coletar os pontos que satisfazem o critério de proximidade e armazená-los em um vetor temporário, $\mathbf{T} = [tP_1 tP_2 \dots tP_i]$.

Passo 7 – Mover a esfera para o próximo ponto. Armazenar os pontos recém identificados no vetor \mathbf{T} , e verificar se dois pontos pertencentes ao vetor \mathbf{T} não são idênticos.

Passo 8 – Continuar o processo até que a esfera seja “posicionada” sobre todos os pontos do conjunto \mathbf{A} .

Passo 9 – Unir os pontos dos vetores \mathbf{A} e \mathbf{T} , e armazená-los em \mathbf{B} ($\mathbf{B} = \{\mathbf{B} \cup \mathbf{A} \cup \mathbf{T}\}$).

Passo 10 – Substituir os pontos em \mathbf{A} com os pontos de \mathbf{T} , de forma que o novo conjunto \mathbf{A} seja equivalente a $\{\mathbf{T} \notin \mathbf{A}\}$. Retornar ao Passo 5.

Passo 11 – Quando nenhum ponto for adicionado ao conjunto \mathbf{B} , o vetor \mathbf{S} deve ser atualizado. O novo vetor \mathbf{S} é obtido por $\mathbf{S} = \{ \mathbf{S} - \mathbf{B} \}$. O conjunto \mathbf{B} corresponde aos pontos pertencentes ao mesmo agrupamento. Retornar para o Passo 2.

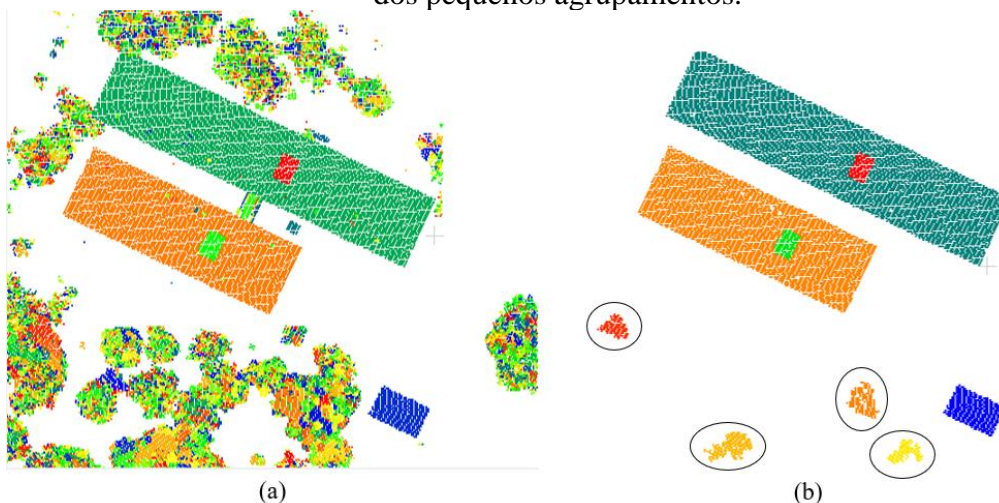
Passo 12 – Parar o processo quando o vetor \mathbf{S} estiver vazio.

No processo de crescimento de regiões são gerados pequenos agrupamentos usualmente relacionados a veículos, paredes e árvores. Como o foco do trabalho é a extração de contornos de telhados, os pequenos agrupamentos podem ser eliminados. Para tanto, um critério baseado na quantidade de pontos do agrupamento foi considerado. Nesse caso, segmentos contendo menos que T_{Np} são excluídos. O limiar T_{Np} pode ser determinado considerando a Equação 3.4, a qual envolve as seguintes informações: densidade média da nuvem de pontos (d_{avg}) e menor área da edificação a ser representada (Ar_{min}).

$$T_{Np} = Ar_{min} * d_{avg} \quad (3.4)$$

Na Figura 3.5 é mostrado um exemplo da aplicação do processo de crescimento de regiões antes e após a eliminação dos pequenos agrupamentos. O resultado final (Figura 3.5b) engloba agrupamentos maiores, usualmente relacionados aos telhados de edificação e vegetação, como destacado. Considerando que o interesse são os pontos amostrados sobre edificação, torna-se necessário uma etapa de refinamento com o intuito de identificar e eliminar os agrupamentos de não edificação.

Figura 3.5 - Resultado do processo de crescimento de regiões antes (a) e após (b) eliminação dos pequenos agrupamentos.



3.4 Detecção dos pontos LiDAR amostrados sobre edificações

O crescimento de regiões é usualmente realizado sobre os pontos de não terreno: edificação, vegetação, dentre outros objetos altos. Diante da variedade de objetos, o resultado do processo de segmentação é composto de agrupamentos de edificação e não edificação. Em geral, os agrupamentos de não edificação correspondem a vegetação, como mostrado na Figura 3.5b. Como o interesse é a extração de edificações, a tarefa de identificar os agrupamentos de edificação é essencial.

Nesse trabalho, a identificação dos agrupamentos de edificação é realizada a partir do método proposto por Santos *et al.* (2019b). Em linhas gerais, o método utiliza o conceito de entropia para determinar o atributo relacionado a cada agrupamento, e o algoritmo k-médias para realizar a separação das classes. A grande vantagem dessa abordagem está relacionada a identificação automática dos agrupamentos, dispensando a necessidade de uma etapa de treinamento.

Na linguagem da termodinâmica, entropia é uma medida de desordem de um sistema, sendo baixa entropia associada a pouca desordem e alta a muita desordem (ATKINS e JONES, 2006). No contexto da identificação de edificações, espera-se que os agrupamentos de edificação apresentem baixa entropia, e os agrupamentos que não são edificações uma alta entropia, decorrente dos múltiplos retornos em regiões de vegetação.

Em Santos *et al.* (2019b), para cada agrupamento é estimado um valor de entropia médio, o qual é obtido a partir da média aritmética do valor de entropia calculado para cada ponto. O valor de entropia médio de um dado agrupamento j é estimado pela Equação 3.5. Já o valor de entropia estimado para um dado ponto i do agrupamento j é calculado a partir da Equação 3.6 (SHANNON, 1948, e WEINMANN *et al.*, 2015).

$$E^j = n^{-1} \sum_{i=1}^n E_i^j \quad (3.5)$$

onde:

$$E_i^j = -L_\lambda \ln(L_\lambda) - P_\lambda \ln(P_\lambda) - S_\lambda \ln(S_\lambda) \quad (3.6)$$

sendo:

$$L_{\lambda} = \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1} \quad (3.7)$$

$$P_{\lambda} = \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_1} \quad (3.8)$$

$$S_{\lambda} = \frac{\lambda_3}{\lambda_1} \quad (3.9)$$

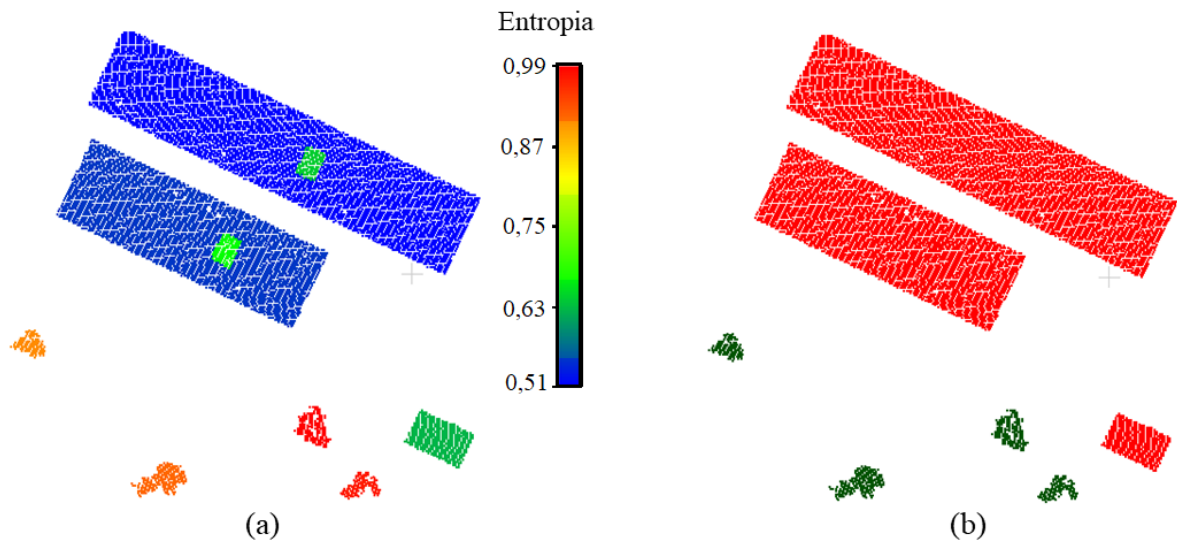
valores correspondentes às medidas de linearidade (L_{λ}), planaridade (P_{λ}) e esfericidade (S_{λ}). Essas métricas são estimadas a partir dos autovalores λ_1 , λ_2 e λ_3 considerando a seguinte ordenação $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$, como pode ser visto em Gross e Thoennessen (2006), Weinmann *et al.* (2015), e Weinmann *et al.* (2017).

Os autovalores são determinados a partir da matriz de variâncias e covariâncias (MVC) das coordenadas tridimensionais, a qual é obtida considerando o ponto de interesse e seus pontos vizinhos. No trabalho de Santos *et al.* (2019b) a vizinhança é definida pelos N pontos mais próximos, sendo o valor de N obtido a partir da densidade média da nuvem de pontos (d_{avg}) e da área do menor elemento a ser representado (Ar_{min}), similar à formulação usada para estimar T_{Np} (Equação 3.4), isto é, $N = Ar_{min} * d_{avg}$.

Usando os valores médios de entropia como dados de entrada, a próxima etapa consiste em separar os agrupamentos em duas classes: edificações e não edificações, usando o algoritmo k-médias. Esse algoritmo trata-se de uma classificação não supervisionada, sendo os centroides definidos de forma iterativa, como pode ser visto em Santos e Galo (2018). No processo de separação, a distância Euclidiana no espaço unidimensional é considerada como medida de similaridade. Para mais detalhes do algoritmo k-médias sugere-se Johnson e Wichern (2007).

Na Figura 3.6a são apresentados os agrupamentos coloridos, de acordo com o valor de entropia médio (Equação 3.5), enquanto que a Figura 3.6b mostra a classificação dos agrupamentos em duas classes por meio do algoritmo k-médias.

Figura 3.6 - Agrupamentos coloridos de acordo com o valor de entropia médio (a), e resultado da separação em duas classes: edificação (vermelho), e não edificação (verde).



3.5 Avaliação da qualidade

O processo de avaliação tem o objetivo de verificar a qualidade dos resultados gerados por um método/abordagem. Usualmente, essa avaliação é realizada comparando os resultados com dados de referência. A maneira mais simples de avaliação, refere-se a análise qualitativa. Esse tipo de avaliação é realizado por meio da análise visual e de forma intuitiva, visando observar a coerência dos resultados. Outra alternativa é a análise quantitativa, a qual utiliza parâmetros/métricas de qualidade.

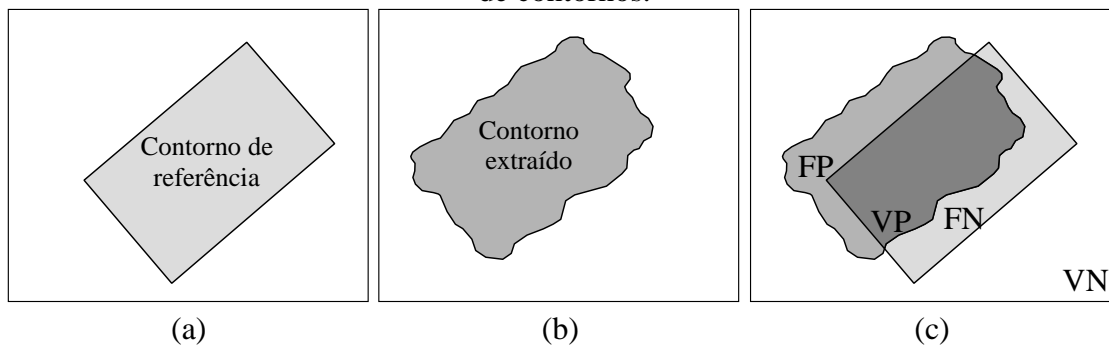
Na literatura é possível encontrar vários parâmetros de qualidade. No contexto da extração e regularização de contornos, as métricas podem ser classificadas em dois grupos. O primeiro grupo engloba as métricas calculadas a partir do valor de área: completeza, nível de acerto e F_{score} . Nesse caso, as métricas são estimadas no espaço bidimensional. O segundo grupo contém as métricas baseadas em medidas lineares: distância de *Hausdorff*, métrica *PoLiS*, e raiz quadrada do erro médio quadrático (REMQ) (do inglês, *Root Mean Square Error – RMSE*). As medidas de lineares podem ser estimadas no espaço tridimensional, ao contrário das métricas baseadas em área.

3.5.1 Parâmetros de qualidade baseados em área

Os parâmetros de completeza (C), nível de acerto (NA) e F_{score} são calculados a partir dos elementos da matriz de erro, também conhecida como matriz de confusão. Os elementos

considerados são: verdadeiro positivo (VP), falso negativo (FN) e o falso positivo (FP). Na Figura 3.17 é mostrada a representação dos elementos da matriz de erro no contexto da extração de contornos. Verdadeiro Positivo (VP) representa a área de intersecção entre os dados obtidos e os dados de referência. Falso Negativo (FN) está relacionada à região presente no dado de referência, mas não obtida pelo método analisado. Falso Positivo (FP) corresponde a área obtida pelo método e que não coincide com os dados de referência.

Figura 3.7 - Representação dos elementos derivados da matriz de erro no contexto da extração de contornos.



Fonte: Adaptado de Buján *et al.* (2012).

Considerando os polígonos fechados A e B , sendo A relacionado ao contorno extraído e B ao de referência, os parâmetros de completude, nível de acerto e F_{score} são estimados por meio das seguintes equações (WIEDEMANN *et al.*, 1998; SOKOLOVA *et al.*, 2006):

$$C = ar(VP)/(ar(VP) + ar(FN)) \quad (3.10)$$

$$NA = ar(VP)/(ar(VP) + ar(FP)) \quad (3.11)$$

$$F_{score} = (2 C NA)/(C + NA) \quad (3.12)$$

onde $ar(.)$ representa a medida de área, $ar(VP) = A \cap B$, $ar(FN) = ar(B) - A \cap B$, e $ar(FP) = ar(A) - A \cap B$.

3.5.2 Parâmetros de qualidade baseados em medidas lineares

A distância de *Hausdorff* é uma medida calculada entre dois conjuntos. Essa métrica corresponde à maior dentre as mínimas distâncias. Considerando dois conjuntos de pontos A e

B , a distância de *Hausdorff*, denotada por $H(A, B)$, é calculada pela seguinte formulação (HUTTENLOCHER *et al.*, 1993).

$$H(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A)) \quad (3.13)$$

onde:

$$h(A, B) = \max_{a_j \in A} \min_{b_k \in B} \|a_j - b_k\| \quad (3.14)$$

e $\|a_j - b_k\|$ é a distância Euclidiana entre dois pontos a_j e b_k , sendo $a_j \in A$ e $b_k \in B$.

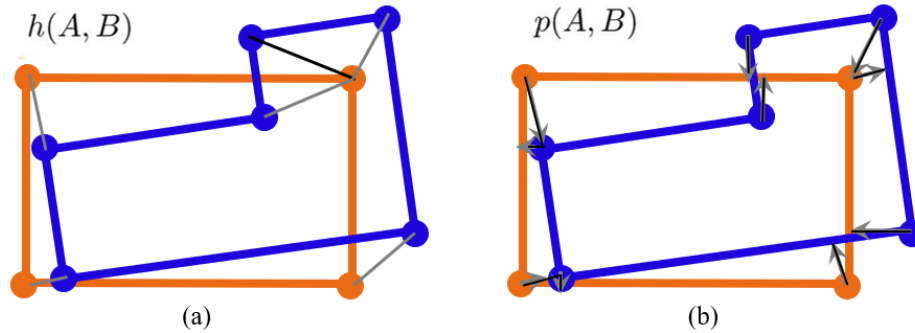
A métrica *PoLiS* é usada para comparar dois polígonos, os quais podem estar representados no espaço bidimensional ou tridimensional. Considerando dois polígonos denotados por A e B , a métrica *PoLiS* $p(A, B)$ pode ser estimada pela seguinte expressão (AVBELJ *et al.*, 2015):

$$p(A, B) = \frac{1}{2q} \sum_{a_j \in A} \min_{b \in \partial B} \|a_j - b\| + \frac{1}{2r} \sum_{b_k \in B} \min_{a \in \partial A} \|b_k - a\| \quad (3.15)$$

onde q e r correspondem ao número de vértices dos polígonos A e B , respectivamente. Os vértices dos polígonos A e B são denotados por a_j ($j = 1, 2, \dots, q$) e b_k ($k = 1, 2, \dots, r$), sendo ∂A e ∂B os contornos dos polígonos A e B , respectivamente.

Os valores da distância *Hausdorff* e da métrica *PoLiS* podem variar de 0 a $+\infty$. No contexto de extração de contornos de edificações, um valor próximo de zero indica que o contorno extraído aproxima do contorno de referência. Na Figura 3.8a são exemplificadas as distâncias utilizadas na obtenção da distância *Hausdorff*. As retas em cinza representam as mínimas distâncias entre os vértices dos polígonos A e B , sendo a distância de *Hausdorff* representada pela reta preta. Na Figura 3.8b são ilustradas as distâncias utilizadas no cálculo da métrica *PoLiS*, representadas pelas retas em preto.

Figura 3.8 - Distâncias entre os contornos extraído A (polígono azul) e de referência B (contorno laranja). Mínimas distâncias entre os vértices de A e B (retas em cinza) e distância *Hausdorff* (reta preta) (a). Distâncias utilizadas no cálculo da métrica *PoLiS* representadas pelas retas pretas (b).



A raiz quadrada do erro médio quadrático (REMQ) é outra medida frequentemente utilizada para verificar a acurácia posicional. Essa métrica é calculada a partir das discrepâncias entre as coordenadas dos dados extraídos e dos dados de referência. Na Equação 3.16 é apresentada a formulação envolvida no cálculo do valor da REMQ relacionado a uma dada componente, sendo X_i^e relacionada aos dados extraídos e X_i^r aos dados de referência.

$$REMQ = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i^e - X_i^r)^2}{n}} \quad (3.16)$$

onde n representa o número de valores considerados no cálculo da REMQ.

CAPÍTULO 4

Proposta de Abordagens Adaptativas do Algoritmo Alpha-Shape Visando a Extração de Contornos de Telhados

Nesse capítulo é apresentada uma breve descrição do algoritmo alpha-shape, bem como duas abordagens propostas para a determinação do parâmetro α de maneira adaptativa. A primeira abordagem se baseia no uso de um parâmetro α estimado de modo adaptativo para cada edificação (Santos *et al.*, 2018), enquanto que a segunda abordagem se baseia na determinação de α de modo adaptativo, ponto-a-ponto, como pode-se ver em Santos *et al.* (2019a).

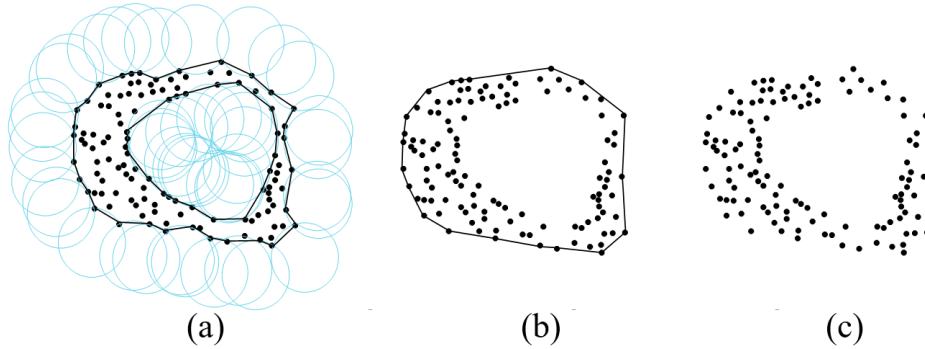
4.1 Algoritmo alpha-shape

O conceito relacionado ao algoritmo alpha-shape é descrito em detalhes no trabalho de Edelsbrunner *et al.* (1983). De forma geral, o algoritmo é uma generalização do fecho convexo e permite determinar o contorno no espaço bidimensional relacionado a um dado conjunto finito de pontos. A ideia do algoritmo consiste em selecionar os segmentos de retas que compõem o contorno a partir de um critério pré-estabelecido baseado no parâmetro α . O contorno extraído é diretamente dependente do valor adotado para o parâmetro α .

Na Figura 4.1 são apresentados alguns exemplos considerando diferentes valores de α . Quando α assume um valor ideal é possível obter todos os segmentos de retas do contorno, inclusive o contorno interno (Figura 4.1a). No caso em que o valor de α tende ao infinito ($\alpha \rightarrow$

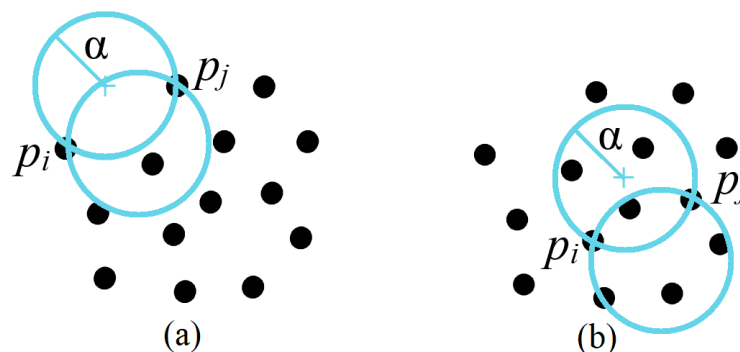
$+\infty$), o resultado coincide com o fecho convexo (Figura 4.1b). Em contrapartida, quando o valor α tende a zero ($\alpha \rightarrow 0$), todos os pontos são considerados como pontos de contorno, ou seja, o resultado final coincide com o conjunto de pontos original (Figura 4.1c).

Figura 4.1 - Resultados obtidos considerando diferentes valores de α .



Considerando o parâmetro α e dois pontos p_i e p_j , sendo a distância entre p_i e p_j menor ou igual a 2α , é possível definir dois círculos de raio α passando sobre os pontos p_i e p_j , como apresentado na Figura 4.2. Se pelo menos um dos círculos não contiver nenhum ponto do conjunto no seu interior, o segmento formado por p_i e p_j é considerado um segmento de borda (Figura 4.2a), caso contrário, se existir pelo menos um ponto no interior de cada círculo, o segmento formado por p_i e p_j é marcado como não borda (Figura 4.2b).

Figura 4.2 - Critério utilizado pelo algoritmo alpha-shape. Na Figura 4.2a os pontos p_i e p_j representam um segmento do contorno, enquanto que na Figura 4.2b p_i e p_j formam um segmento interno.



As coordenadas do centro do círculo (x_c , y_c) podem ser determinadas a partir das coordenadas planimétricas dos pontos p_i e p_j e do valor de α , como pode ser visto nas Equações 4.1-4.3. Essa formulação foi utilizada por Zhang (2006) e Shen *et al.* (2011), e permite a determinação do centro de um dos círculos. Para obter as coordenadas relacionadas

ao segundo círculo deve-se trocar nas Equações 4.1-4.3 as coordenadas do p_i por p_j e vice-versa.

$$\begin{cases} x_c = x_i + 0,5(x_j - x_i) + H(y_j - y_i) \\ y_c = y_i + 0,5(y_j - y_i) + H(x_i - x_j) \end{cases} \quad (4.1)$$

sendo:

$$H = \sqrt{\frac{\alpha^2}{S_{p_i,p_j}^2} - 0,25} \quad (4.2)$$

$$S_{p_i,p_j}^2 = (x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 \quad (4.3)$$

onde:

α – Raio do círculo;

x_i, y_i e x_j e y_j – Coordenadas dos pontos p_i e p_j , respectivamente.

Para verificar se um dado ponto p_k pertence ou não ao interior de um círculo de raio α e centro com coordenadas (x_c, y_c) , considera-se a seguinte condição:

$$\begin{cases} (x_k - x_c)^2 + (y_k - y_c)^2 < \alpha^2 & \rightarrow & p_k \text{ está no interior} \\ (x_k - x_c)^2 + (y_k - y_c)^2 \geq \alpha^2 & \rightarrow & p_k \text{ não está no interior} \end{cases}$$

4.2 Extração de contornos de telhados de edificação a partir do parâmetro α estimado por edificação

Em linhas gerais, essa primeira abordagem é composta de quatro etapas: geração da triangulação de *Delaunay*, eliminação das arestas longas, determinação do parâmetro α para cada edificação e execução do algoritmo alpha-shape.

4.2.1 Geração da triangulação de *Delaunay* e eliminação das longas arestas

A primeira etapa consiste em gerar a triangulação de *Delaunay* sobre cada agrupamento de pontos de telhados. Cada agrupamento é obtido por meio da metodologia

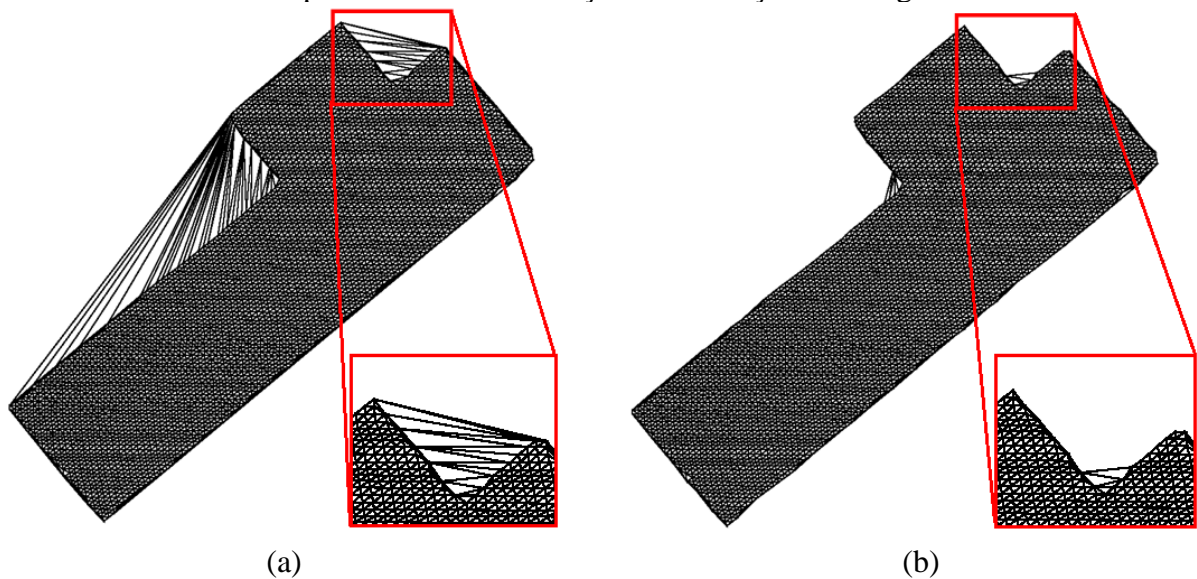
descrita no Capítulo 3. A geração da malha triangular é realizada no espaço bidimensional, sendo assim, a componente altimétrica é omitida durante o processo.

Na abordagem proposta, o parâmetro α é estimado a partir do espaçamento médio entre os pontos. Nesse contexto, o comprimento das arestas da triangulação é considerado. A malha triangular gerada para edificações pode apresentar arestas longas devido à presença de regiões côncavas, como pode ser visto na Figura 4.3a. Essas arestas podem afetar diretamente o cálculo do espaçamento médio, devendo ser identificadas e eliminadas do processo de estimação.

Com o intuito de eliminar as arestas longas, propõe-se uma abordagem estatística simples baseada nos valores de média (e_{avg}) e desvio-padrão (s_e) do comprimento das arestas. Para verificar se uma dada aresta i é considerada longa, compara-se o valor do comprimento da aresta (e_i) com a soma do valor médio mais três vezes o desvio padrão ($e_{avg} + 3s_e$). Se o comprimento e_i for superior a $e_{avg} + 3s_e$, a aresta i é marcada como longa, sendo eliminada do cálculo da média e desvio-padrão. Na Figura 4.3b é apresentado o resultado após a eliminação das longas arestas.

$$\begin{cases} \text{Se } e_i > (e_{avg} + 3s_e) \rightarrow \text{aresta } i \text{ é longa} \\ \text{Caso contrário} \rightarrow \text{aresta } i \text{ não é longa} \end{cases}$$

Figura 4.3 - Representação da malha triangular para uma dada edificação, antes (a) e após (b) executar o processo de identificação e eliminação das longas arestas.



4.3.2 Estimação do parâmetro α por edificação

O processo de estimação do parâmetro α é realizado após a eliminação das arestas longas. Para cada edificação é determinado um parâmetro α_b por meio da média aritmética dos comprimentos das arestas. Nesse caso, o comprimento da aresta representa o espaçamento entre dois pontos vizinhos. Na Equação 4.4 é apresentada a formação usada no processo de estimação. De modo geral, o valor α_b corresponde ao espaçamento médio dos pontos amostrados sobre a edificação de interesse.

$$\alpha_b = n^{-1} \sum_{i=1}^n e'_i \quad (4.4)$$

onde:

e'_i – Representa o comprimento da aresta i , após eliminação das arestas longas;

n – Quantidade de arestas da malha.

4.3 Extração de contornos de telhados de edificação a partir do parâmetro α estimado ponto-a-ponto

A segunda abordagem é composta por três principais etapas: determinação do parâmetro α adaptativo, extração dos pontos dos contornos usando o algoritmo alpha-shape e refinamento dos contornos. Os dados de entrada correspondem aos pontos de telhados, os quais são selecionados de maneira automática considerando a metodologia descrita no Capítulo 3.

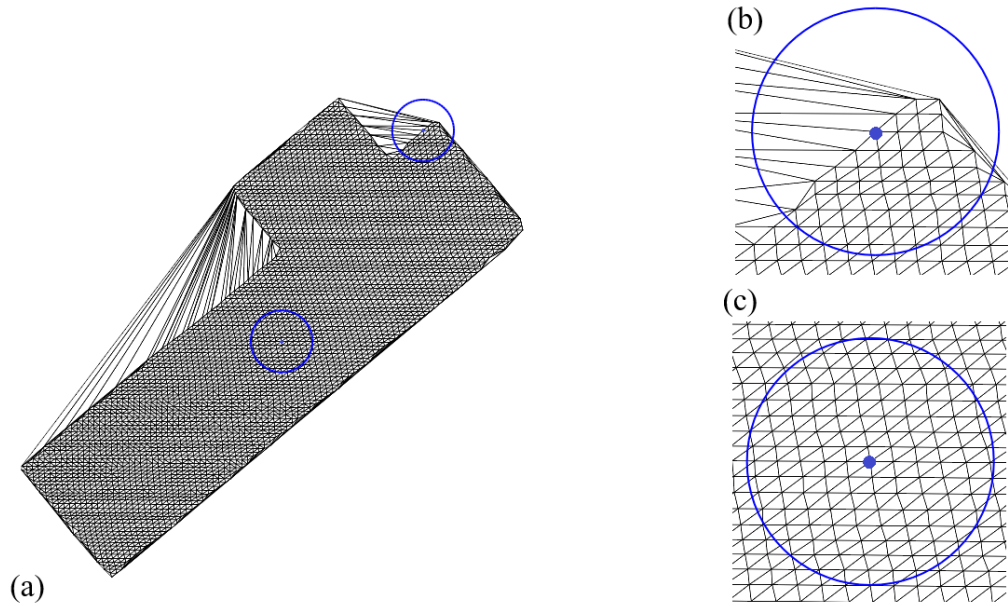
4.3.1 Estimação do parâmetro α ponto-a-ponto

Antes de iniciar o processo de estimação, calcula-se a triangulação de *Delaunay* para o conjunto de pontos de telhado. O processo é realizado no espaço bidimensional, sendo a componente altimétrica desconsiderada. É importante salientar que a malha triangular é gerada de forma separada para cada agrupamento de edificação.

Na sequência, o espaçamento médio para cada ponto é estimado considerando uma vizinhança no entorno do ponto de interesse. Na literatura existem vários critérios usados na determinação dos pontos vizinhos, variando do mais simples, o qual considera um número fixo de pontos, até o mais complexo, o qual considera uma figura geométrica para selecionar a

vizinhança. Na abordagem desenvolvida, os pontos vizinhos são determinados a partir de um círculo de raio R centrado no ponto de interesse. A Figura 4.4 exemplifica a delimitação da vizinhança para dois pontos.

Figura 4.4 - Seleção da vizinhança considerando um círculo centrado sobre o ponto de interesse. Vizinhança do ponto localizado sobre a borda da edificação (b) e no meio da edificação (c).



O espaçamento médio no entorno de um dado ponto é estimado por meio da Equação 4.5. Nesse cálculo são consideradas apenas as arestas dos triângulos que estão inteiramente contidas no interior do círculo. Essa estratégia evita que arestas longas sejam consideradas no processo de estimação, como pode ser visto na Figura 4.4b.

$$ps_{avg} = n^{-1} \sum_i^n e_i \quad (4.5)$$

onde n corresponde ao número de arestas consideradas; e e_i ao comprimento da aresta i .

Para cada aresta da malha formada pelos pontos p_i e p_j , estima-se um parâmetro adaptativo $\alpha_{i,j}$. O cálculo de $\alpha_{i,j}$ é realizado por meio da média aritmética entre os valores de espaçamento médio relacionados aos pontos p_i e p_j , como pode ser visto na Equação 4.6.

$$\alpha_{i,j} = (ps_{avg}^i + ps_{avg}^j)/2 \quad (4.6)$$

4.3.2 Refinamento dos contornos derivados do algoritmo alpha-shape

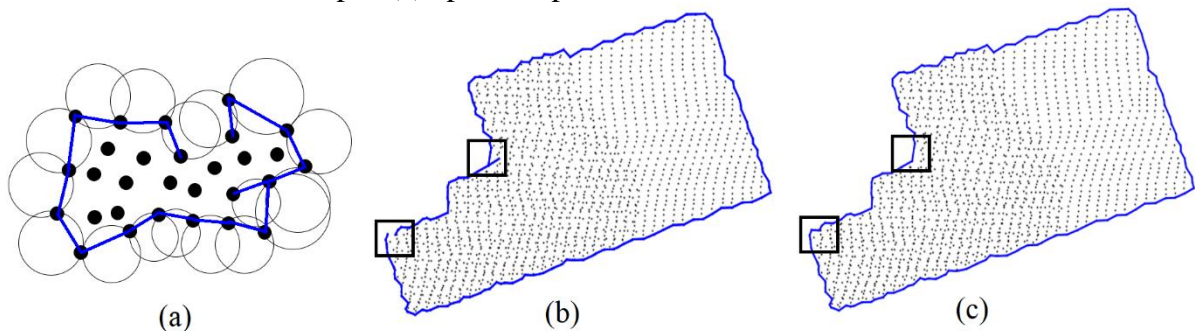
Os contornos obtidos por meio do algoritmo alpha-shape usando o parâmetro adaptativo podem apresentar dois tipos de inconsistências, devido à variação do parâmetro α ao longo do conjunto de pontos, como ilustrado na Figura 4.5a. A primeira inconsistência está relacionada à perda de segmentos do polígono, provocando o aparecimento de “buracos” (*gaps*). A segunda corresponde à extração de segmentos extras. Com o intuito de contornar essas limitações, propõe-se um procedimento simples para identificar e solucionar estas inconsistências.

Em um cenário ideal, cada vértice do contorno é conectado a dois segmentos. Partindo desse princípio, a estratégia proposta analisa o número de conexões de cada vértice para localizar as inconsistências. De modo geral, a estratégia é dividida em três fases: detecção das inconsistências, reconstrução dos “buracos” e eliminação dos segmentos extras.

Primeiramente, os segmentos que apresentam algum tipo de inconsistência são identificados, isto é, vértices conectados a apenas um segmento. Na sequência, realiza-se a conexão dos segmentos vizinhos onde existe a presença de “buracos”. Nesse caso, considera-se que dois segmentos marcados como inconsistentes são conectados se, e somente se, houver uma aresta da triangulação de *Delaunay* que conecte os dois segmentos.

Após todos os polígonos abertos terem sido verificados e fechados, a última fase do refinamento é iniciada, a qual corresponde à eliminação de segmentos extras. Nesse caso, todos os segmentos identificados na primeira etapa e que não foram conectados na segunda etapa são eliminados. As Figuras 4.5b e 4.5c apresentam os resultados antes e após o processo de refinamento, considerando dados reais.

Figura 4.5 - Representação dos tipos de inconsistências (a). Extração do contorno antes (b) e após (c) aplicar o processo de refinamento.



CAPÍTULO 5

Proposta de uma Abordagem Iterativa da CD-Spline para a Regularização de Contornos de Telhados

Esse capítulo apresenta o conceito da CD-Spline, envolvendo a definição do modelo matemático e a estimação da curva paramétrica. Algumas características específicas da CD-Spline também são abordadas, tais como: tipos de continuidade da curva, e obtenção da curva fechada. Além disso, é apresentada a metodologia proposta para a determinação dos pontos de quinas e a abordagem iterativa da CD-Spline, visando a regularização de contornos de telhados.

5.1 B-Spline e CD-Spline

O contorno de uma edificação é composto por um conjunto de segmentos, os quais podem assumir diferentes formas: retas, e curvas de diferentes complexidades. Diante disso, um conceito que pode ser explorado é a B-Spline. Em linhas gerais, B-Spline é uma função polinomial por partes (do inglês *piecewise*) frequentemente usada para modelar o conjunto de pontos amostrados sobre o contorno de um dado objeto, como pode-se ver em Shen e Wang (2010).

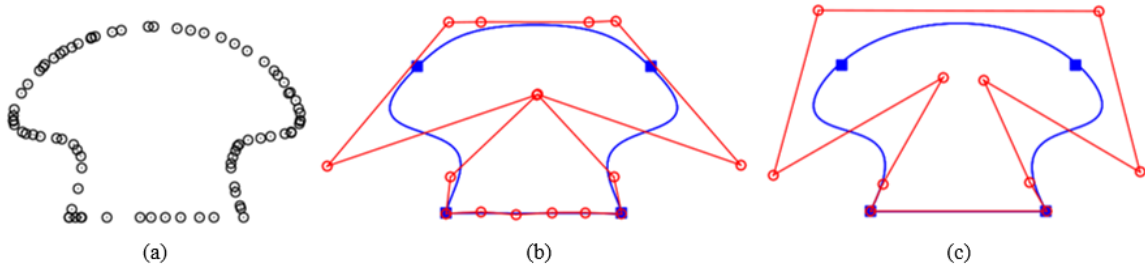
O modelo matemático relacionado a B-Spline é composto por dois termos (Equação 5.1). O primeiro está relacionado as funções B-Spline, as quais são obtidas por meio

das seguintes informações: grau da função polinomial, pontos de nó e o tipo de continuidade entre os segmentos. O grau do polinômio é um valor inteiro constante e está diretamente relacionado à função polinomial usada para modelar os segmentos, enquanto que os pontos de nó são responsáveis pela delimitação de cada segmento, isto é, identificar o início e fim do segmento. A continuidade corresponde ao tipo de curvatura no ponto de junção entre dois segmentos adjacentes. O segundo termo é composto pelos pontos de controle, responsáveis pela definição da forma da curva. Esses pontos são estimados no processo de modelagem a partir das funções B-Spline e dos pontos de contorno.

A limitação da B-Spline refere-se ao uso de uma função polinomial de grau p para modelar todos os segmentos, uma vez que em uma situação real os contornos podem ser formados por segmentos de diferente grau, isto é, modelados por funções polinomiais de diferente grau. No caso da B-Spline, quando o contorno é composto de segmentos de grau s e p , com $s < p$, as funções B-Spline são obtidas a partir do maior grau, isto é, todos os segmentos são modelados por uma função polinomial de grau p . Nessa situação, para cada segmento de grau s ou p , $p+1$ pontos de controle devem ser estimados. Desta forma, para modelar o segmento de grau s são usados mais pontos do que o necessário, como ilustrado na Figura 5.1b. Para contornar esse problema, Shen e Wang (2010) propuseram o conceito de CD-Spline. A principal vantagem está relacionada à possibilidade de modelar cada segmento usando uma função polinomial de diferente grau. As funções CD-Spline possuem várias propriedades comuns às funções B-Spline, como pode ser visto em Shen e Wang (2010). Além disso, as funções B-Spline são um caso particular da CD-Spline quando o contorno é composto por segmentos de mesmo grau.

Na Figura 5.1 é apresentado um exemplo do uso do conceito de B-Spline e CD-Spline para modelar um conjunto de pontos de contorno. Os pontos de nó são representados pelos quadrados em azul, enquanto que os pontos de controle são representados pelos círculos em vermelho. Nota-se que foram estimados 16 pontos de controle no caso da B-Spline, contra 10 pontos da CD-Spline.

Figura 5.1 - Modelagem dos pontos de contorno. Pontos de contorno (a). Modelagem usando B-Spline (b) e CD-Spline (c).



Adaptado de Shen e Wang (2010).

5.2 Funções CD-Spline e estimação dos pontos de controle

Como apresentado por Shen e Wang (2010) o modelo matemático da CD-Spline é composto por dois termos (Equação 5.1), similar à B-Spline. O primeiro está relacionado às funções CD-Spline ($N_{i,D}(t)$), sendo definidas *a priori* a partir do grau da função polinomial de cada segmento (d_i), pontos de nó (u_i), e o tipo de continuidade (C^c) no ponto de junção entre os segmentos. O segundo termo corresponde aos pontos de controle (P_i).

$$C(t) = \sum_{i=1}^n N_{i,D}(t)P_i \quad (5.1)$$

onde $C(t)$ representa a função polinomial por partes usada para modelar a curva paramétrica correspondente aos pontos de contorno, D está relacionado ao maior grau de polinômio considerado ($D = \max\{d_i\}$), e n corresponde a quantidade de pontos de nó.

Nesse trabalho, os dados de entrada correspondem aos pontos de contorno de edificação obtidos a partir da abordagem apresentada na Subseção 4.3. O vetor Q_r (Equação 5.2) representa os q pontos do contorno de uma dada edificação, sendo $Q_i = [x_i \ y_i \ z_i]$.

$$Q_r = \{Q_0, Q_1, \dots, Q_q\} \quad (5.2)$$

As funções CD-Spline são obtidas considerando as coordenadas parametrizadas, ao invés de usar as coordenadas tridimensionais diretamente. Na Equação 5.3 é apresentada a formulação de parametrização baseada no conceito de comprimento de corda.

$$t_0 = 0 \quad t_j = t_{j-1} + \frac{\|Q_j - Q_{j-1}\|}{L} \quad t_q = 1 \quad (5.3)$$

onde:

$$L = \sum_{j=0}^q \|Q_j - Q_{j-1}\| \quad (5.4)$$

As funções CD-Spline são definidas a partir do vetor de nó (U) e do vetor contendo o grau dos polinômios (G). Considerando que $U=\{u_i\}$ é uma sequência crescente composta por números reais e $G=\{d_i\}$ uma sequência limitada de números inteiros, Shen e Wang (2010) propuseram a seguinte injunção para definição desses dois vetores:

$$\text{Se } u_{i-1} < u_i = u_{i+1} = \dots = u_{i+m-1} < u_{i+s}, \text{ então } d_i = d_{i+1} = \dots = d_{i+m-1}$$

e

$$\max(1, d_i - d_{i-1} + 1) \leq m \leq d_i$$

Para $k = 0, 1, \dots, D$, onde $D = \max\{d_i\}$, as funções CD-Spline são definidas considerando os vetores U e G a partir da formulação apresentada na Equação 5.5.

$$N_{i,k}(t_j) = \begin{cases} 0 & d_i < D - k \\ \begin{cases} 1 & \text{para } u_i \leq t_j < u_{i+1} \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} & d_i = D - k \\ \frac{t_j - u_i}{u_{i+k} - u_i} N_{i,k-1}(t_j) + \frac{u_{i+k+1} - t_j}{u_{i+k+1} - u_{i+1}} N_{i+1,k-1}(t_j) & d_i > D - k \end{cases} \quad (5.5)$$

A Equação 5.6 apresenta a função erro relacionada à curva paramétrica modelada. Essa função envolve os pontos de contorno e o modelo estimado a partir da CD-Spline. Considerando o conceito envolvido no Método dos Mínimos Quadrado, e a função erro, é possível determinar o sistema de equações para estimação dos pontos de controle (Equação 5.7) (BARTELS *et al.*, 1996).

$$\phi = \sum_{j=0}^q \|Q_j - C(t_j)\| \quad (5.6)$$

$$P = (A^T A)^{-1} (A^T Q_r) \quad (5.7)$$

onde:

$$A = \begin{bmatrix} N_{0,D}(t_0)N_{1,D}(t_0) \cdot \cdot \cdot N_{n,D}(t_0) \\ N_{0,D}(t_1)N_{1,D}(t_1) & & N_{n,D}(t_1) \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ N_{0,D}(t_q)N_{1,D}(t_q) \cdot \cdot \cdot N_{n,D}(t_q) \end{bmatrix} \quad (5.8)$$

5.3 Continuidade entre dois segmentos adjacentes

A definição da continuidade entre os segmentos é uma importante etapa no processo de modelagem, e está diretamente relacionada a injunção imposta no ponto de junção. A continuidade é denotada por C^c , onde c representa a ordem da continuidade, que pode assumir diferentes valores. A continuidade de ordem 0 ($c=0$) indica que os segmentos se encontram em um dado ponto, de ordem 1 ($c=1$) indica que existe continuidade na primeira derivada, e de ordem 2 ($c=2$) que existe continuidade na segunda derivada, e assim por diante. No contexto da CD-Spline, a ordem da continuidade é controlada por meio da multiplicidade (m) dos pontos de nó. De acordo com Shen e Wang (2010), a multiplicidade dos pontos de nó deve satisfazer a seguinte condição:

$$\max(1, d_i - d_{i-1} + 1) \leq m \leq d_i \quad (5.9)$$

onde d_i e d_{i-1} representam o grau dos segmentos adjacentes i e $i-1$, respectivamente.

Nesse caso, a multiplicidade é inversamente proporcional a ordem da continuidade. A partir da Equação 5.9, a maior ordem de continuidade entre dois segmentos é dada por $m = \max(1, d_i - d_{i-1} + 1)$, enquanto que $m = d_i$ corresponde à continuidade ordem 0. No contexto de edificações, a maior parte dos segmentos são retas, ou segmentos curvos conectados a segmentos de retas. Diante disso, assume-se que todos os segmentos possuem continuidade 0 (C^0), isto é, os pontos de nó têm multiplicidade $m = d_i$.

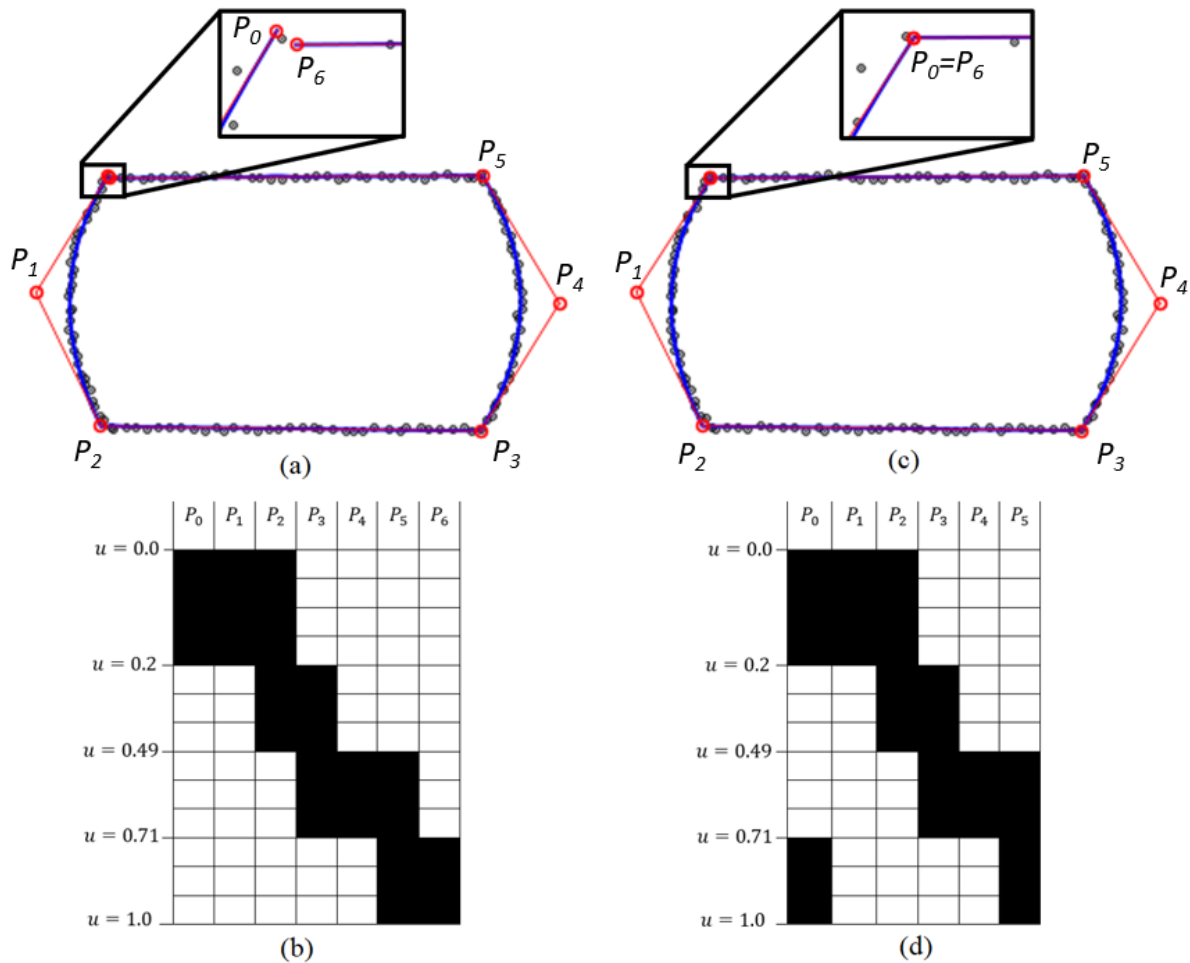
5.4 Curva CD-Spline fechada

A formulação descrita na Subseção 5.2 considera curvas abertas, no entanto, o contorno da edificação corresponde a uma curva fechada. Desta forma, injunções adicionais devem ser consideradas no modelo matemático da CD-Spline. Na Figura 5.2a é apresentada

uma curva aberta derivada da CD-Spline, enquanto que na Figura 5.2b é ilustrado o padrão da matriz A (matriz Jacobiana). Para obter a curva fechada, diferentes tipos de injunções podem ser considerados, por exemplo, impor diferentes ordem de continuidade no ponto de fechamento, como pode ser visto em Piegl e Tiller (2000).

Considerando que a ordem de continuidade entre dois segmentos é zero (C^0), a curva fechada pode ser obtida realizando a coincidência do primeiro e último ponto de controle. Na Figura 5.2c é apresentada a curva fechada adicionando a injunção no ponto de fechamento. Nesse caso, o primeiro ponto de controle (P_0) coincide com o último ponto de controle (P_6). Matematicamente, a injunção pode ser executada a partir da manipulação da matriz A , realocando os elementos da última coluna da matriz (corresponde ao ponto P_6) para a primeira coluna (corresponde ao ponto P_0), como pode ser visto na Figura 5.2d.

Figura 5.2 - Determinação da curva fechada. Curva aberta (a), e curva fechada (c) obtida considerando injunção no ponto de fechamento. Padrão da matriz A correspondente a curva aberta (b) e fechada (d).



5.5 Identificação dos pontos de nó

Os pontos de nó são usados para definir o início e o final de cada segmento. No contexto de extração de contorno de edificações, os pontos de nó são representados pelos pontos quinas. De acordo com Lee *et al.* (2011), a determinação dos pontos de quinas ou pontos críticos pode ser realizada por meio dos métodos de simplificação ou generalização poligonal, tais como: algoritmo *Douglas-Peucker* (DOUGLAS e PEUCKER, 1973), algoritmo de *Jenks* (JENKS, 1989), e o algoritmo *sleeve-fitting* (ZHAO e SAALFELD, 1997).

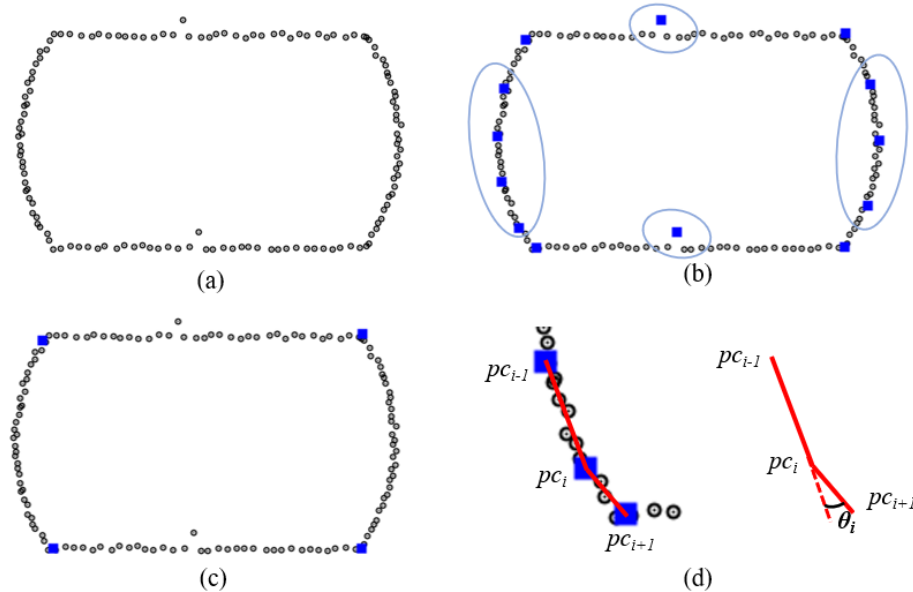
O processo usado para identificar os pontos de quinas consiste em executar o algoritmo *Douglas-Peucker* no espaço tridimensional, seguido de um processo de generalização baseado em ângulo, similar ao proposto por Lee *et al.* (2011). O processo de simplificação a partir do algoritmo *Douglas-Peucker* é inicializado considerando as seguintes informações: pontos do contorno ordenados, primeiro e último ponto do contorno, e um limiar de distância (T_{dist}). O limiar de distância é usado para selecionar os pontos críticos entre o primeiro e último ponto. Como resultado final têm-se a identificação dos pontos críticos, incluindo o primeiro e último ponto. Em um polígono fechado, como é o caso do contorno da edificação, o primeiro e o último ponto podem não ser pontos de quinas. Desta forma, o algoritmo *Douglas-Peucker* deve ser executado novamente com o intuito de verificar se tais pontos são pontos críticos ou não.

O processo de generalização baseado em ângulo tem como objetivo: identificar e eliminar pontos críticos redundantes. Na Figura 5.3b são destacados os pontos considerados como redundantes. Para cada ponto crítico pc_i , calcula-se um ângulo θ_i no espaço tridimensional por meio da Equação 5.10. O ângulo θ_i é estimado a partir dos segmentos de retas $\overline{pc_i pc_{i-1}}$ e $\overline{pc_i pc_{i+1}}$ (Figura 5.3d). Se o valor do ângulo calculado for menor que um dado limiar angular (T_{ang}), o ponto crítico de interesse é marcado como redundante e, na sequência, descartado. Na Figura 5.3c é apresentado o resultado após a eliminação dos pontos críticos redundantes.

$$\theta_i = \arccos \left(\frac{v_1 \cdot v_2}{|v_1| \cdot |v_2|} \right) \quad (5.10)$$

onde v_1 e v_2 representam a direção dos dois segmentos de retas, e (\cdot) é produto escalar.

Figura 5.3 - Identificação dos pontos críticos. Resultado derivado do algoritmo *Douglas-Peucker* (b), sendo destacados os pontos redundantes. Resultado após eliminação dos pontos redundantes (c). Representação do ângulo entre os segmentos sucessivos do contorno (d).



5.6 Abordagem iterativa da CD-Spline proposta

O processo de modelagem usando o conceito de CD-Spline usualmente é executado em uma única iteração, desde que as informações de entrada sejam conhecidas: pontos de contornos, pontos de nó e grau da função polinomial relacionada a cada segmento. Nesse trabalho, os pontos de contorno e os pontos de nó são determinados *a priori* usando métodos já desenvolvidos. Com o intuito de determinar o grau da função polinomial automaticamente, propõe-se uma abordagem iterativa da CD-Spline.

A estratégia baseia-se na análise estatística dos resíduos, a qual tem o objetivo de verificar a função polinomial que melhor modela cada segmento do contorno. O processo de modelagem é realizado iterativamente, testando diferentes funções polinomiais para os segmentos. O processo é finalizado quando o critério pré-estabelecido é atendido.

Com relação a estratégia iterativa, inicialmente, considera que todos os segmentos são modelados por uma função polinomial de primeiro grau. Na sequência, realiza-se a modelagem dos pontos de contorno a partir do conceito de CD-Spline e o cálculo dos resíduos em módulo. O segmento relacionado ao maior valor da soma dos resíduos em módulo tem o grau da função polinomial incrementado de uma unidade. Na sequência, o contorno é modelado usando a nova configuração (ou novo grau). O processo é repetido até que não exista diferença significativa entre o modelo de contorno obtido na iteração k e $k-1$. Caso a

diferença não seja estatisticamente significativa o contorno modelado na iteração $k-1$ é adotado como resultado final.

Para verificar se a diferença é estaticamente significativa, compara-se o desvio padrão dos resíduos relacionado à iteração k e $k-1$. Por se tratar de uma comparação entre desvios padrão, o teste estatístico F é considerado, como pode ser visto em Mood *et al.* (1973) e Lindgren (1976). Na sequência são apresentados os passos considerados na determinação do grau da função polinomial:

Passo 1 – Configuração inicial: todos os segmentos são modelados por uma função polinomial de grau um, isto é, linhas retas;

Passo 2 – A CD-Spline é executada sobre os pontos de contorno, obtendo como resultado final o contorno regularizado (contorno modelado);

Passo 3 – Para cada ponto de contorno i calcula-se o valor absoluto residual (r_i) a partir da Equação 5.11:

$$r_i = \|C(t_i) - Q_i\| \quad (5.11)$$

onde $C(t_i)$ representa curva modelada e Q_i corresponde ao terno de coordenadas do ponto de contorno i .

Passo 4 – Para cada segmento é calculado a soma dos resíduos em cada ponto, sendo os extremos dos segmentos definidos por meio dos pontos de quinas (pontos de nó) obtidos pelo método descrito na Subseção 5.5;

Passo 5 – O segmento relacionado ao maior valor da soma dos resíduos em módulo tem o grau da função polinomial incrementado por um;

Passo 6 – Se for a primeira iteração, retornar para o *Passo 2*. Caso contrário, ir para o *Passo 7*;

Passo 7 – Critério de parada. A formulação do teste F considera o valor calculado (F_c) e o tabelado ($F_{\frac{\beta}{2}, q-1, q-1}, F_{1-\frac{\beta}{2}, q-1, q-1}$), como pode ser visto em Mood *et al.* (1973) e Lindgren (1976):

$$\begin{cases} F_{\frac{\beta}{2}, q-1, q-1} < F_c < F_{1-\frac{\beta}{2}, q-1, q-1} & \rightarrow \text{processo finalizado} \\ \text{Caso contrário} & \rightarrow \text{retorna para o Passo 2} \end{cases}$$

onde:

$$F_c = \left(\frac{s_r^k}{s_r^{k-1}} \right)^2 \quad (5.12)$$

s_r^k e s_r^{k-1} – Desvio padrão dos resíduos da iteração k e $k-1$;

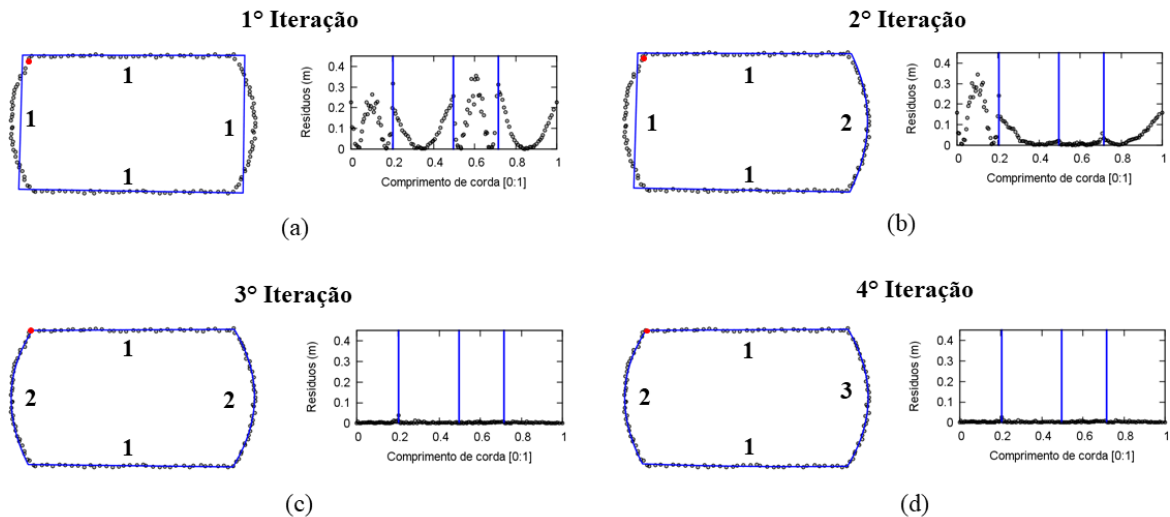
β – Nível de significância;

q – Quantidade de pontos de borda.

A metodologia proposta é exemplificada na Figura 5.4. Nesse exemplo foi considerado um contorno formado por dois segmentos de retas e dois segmentos curvos. Em cada iteração as seguintes informações são apresentadas: pontos de contorno, contorno regularizado/modelado usando o conceito CD-Spline (em azul), o grau da função polinomial usado para modelar cada segmento, e o gráfico dos resíduos em módulo. Nos gráficos, as linhas verticais (em azul) delimitam o conjunto de pontos correspondente a cada segmento. Os pontos de contorno estão ordenados no sentido anti-horário, sendo o primeiro ponto destacado em vermelho.

Para modelar o contorno foram necessárias quatro iterações, como pode ser visto na Figura 5.4. Na primeira iteração todos os segmentos são modelados por uma função polinomial de grau um (segmento de reta). Na segunda iteração, o segmento correspondente a maior soma dos resíduos em módulo foi modelado por um polinômio de grau 2. O contorno regularizado obtido na terceira iteração (Figura 5.4 c) foi tomado como resultado final, uma vez que não existe uma melhora significativa ao utilizar a configuração da quarta iteração (Figura 5.4d).

Figura 5.4 – Exemplificação dos resultados derivados da abordagem iterativa da CD-Spline. Para cada iteração são apresentados os pontos de contornos (pontos em preto) e o contorno regularizado (contorno em azul), bem como o gráfico dos resíduos em módulo. As linhas verticais no gráfico delimitam cada segmento. Os pontos de contornos são ordenados no sentido anti-horário, sendo destacado em vermelho o ponto inicial.



CAPÍTULO 6

Resultados e Discussões

Nesse capítulo é realizada uma breve descrição dos dados LiDAR utilizados. Além disso, são apresentados os resultados relacionados a cada uma das três fases principais: pré-processamento, extração e regularização dos contornos. Embora todas as etapas sejam relevantes, uma vez que a contribuição desta tese se dá nas etapas de extração e regularização do contorno, é feita uma discussão detalhada dos resultados relativos a essas duas fases.

6.1 Conjunto de dados LiDAR

Na sequência é apresentada uma breve descrição dos conjuntos de dados LiDAR aerotransportados considerados nos experimentos. No total foram utilizados dois conjuntos de dados. O primeiro obtido na área urbana de Presidente Prudente/Brasil, e o segundo na cidade de Vaihingen/Alemanha.

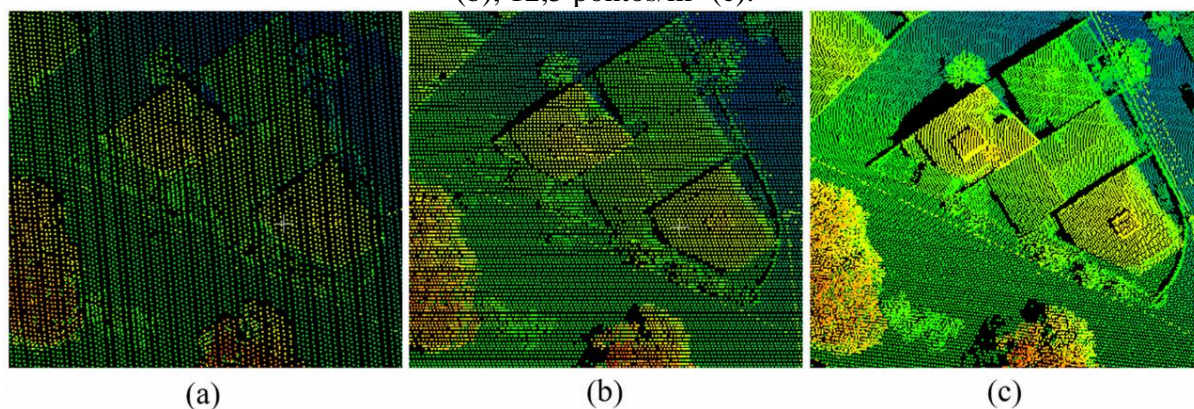
6.1.1 Conjunto de pontos LiDAR de Presidente Prudente/Brasil

O primeiro conjunto de dados LiDAR corresponde ao *Unesp Photogrammetric Dataset*. Esse conjunto foi adquirido em três diferentes alturas de voo sobre a área urbana de Presidente Prudente/Brasil pela empresa *Sensormap Geotecnologia* no ano de 2014 (TOMMASELLI *et al.* 2018). As nuvens de pontos foram obtidas com altura média de voo de

1300 m, 900 m e 550 m, resultando nas densidades médias de 2,9 pontos/m², 5,8 pontos/m² e 12,5 pontos/m², respectivamente (Figura 6.1). O sistema de varredura a LASER usado na aquisição foi o RIEGL LMS-Q680i, o qual possui um ângulo de cobertura de 60°. O tipo de espelho de varredura utilizado por esse sistema é o polígono de rotação. Além disso, o sistema tem a capacidade de armazenar múltiplos retornos.

Na Figura 6.1 são apresentados três recortes obtidos sobre as nuvens de pontos, considerando a mesma região. A partir dos recortes é possível observar o nível de detalhamento de cada nuvem e a influência da densidade na amostragem de diferentes objetos: edificação, vegetação, terreno, linhas de transmissão, bem como alguns problemas de oclusão inerentes à nuvem de pontos LiDAR.

Figura 6.1 - Nuvem de pontos com diferentes densidades: 2,9 pontos/m² (a), 5,8 pontos/m² (b), 12,5 pontos/m² (c).



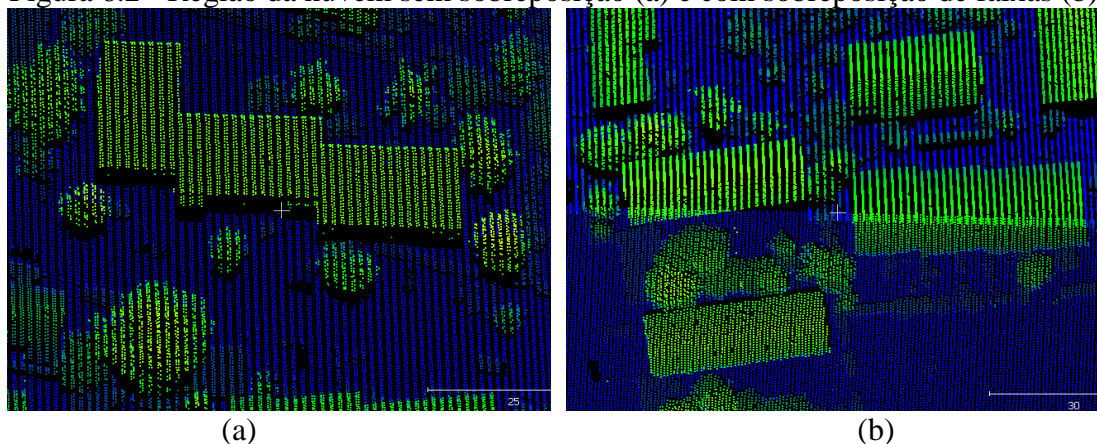
6.1.2 Conjunto de pontos LiDAR de Vaihingen/Alemanha

De acordo com Cramer (2010), os dados LiDAR aerotransportados adquiridos sobre a cidade de Vaihingen/Alemanha foram fornecidos pela Sociedade Alemã de Fotogrametria, Sensoriamento Remoto e Geoinformação (*Deutsche Gesellschaft für Photogrammetrie, Fernerkundung und Geoinformation* - DGPF), e disponibilizados pela Comissão 3 - Grupo de Trabalho 4 da Sociedade Internacional de Fotogrametria e Sensoriamento Remoto (*International Society for Photogrammetry and Remote Sensing* - ISPRS). A aquisição dos dados foi realizada em 21 de agosto de 2008 pela *Leica Geosystems*, utilizando o sistema ALS50 com um ângulo de cobertura de 45°. Nesse sistema, a varredura é realizada por meio de um espelho oscilante. O voo foi realizado a uma altura média de 500 m, resultando em uma densidade média de 6,7 pontos/m². Esta densidade média considera as regiões de

sobreposição de 30% entre as cinco faixas fornecidas, entretanto, a densidade nas áreas recobertas por apenas uma faixa é da ordem de 4 pontos/m².

Na Figura 6.2 é apresentado um recorte sobre uma região sem sobreposição (a) e com sobreposição de faixas (b), sendo possível observar o aumento da densidade de pontos decorrente da sobreposição.

Figura 6.2 - Região da nuvem sem sobreposição (a) e com sobreposição de faixas (b).



6.2 Detecção dos pontos LiDAR amostrados sobre telhados de edificações

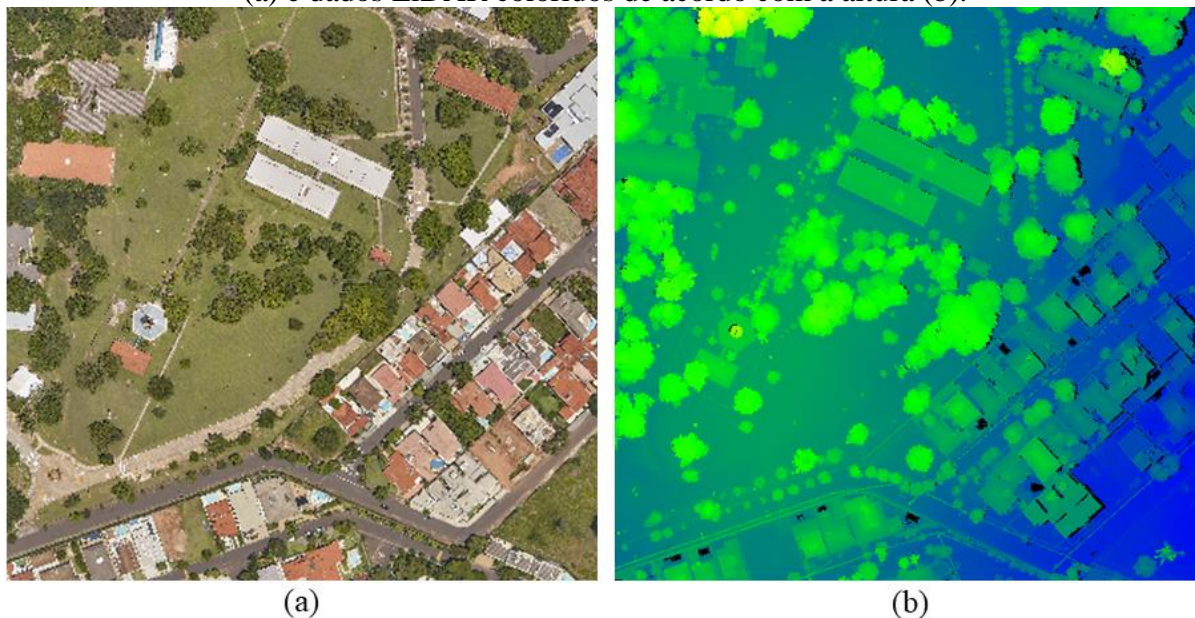
Nessa subsecção são apresentados os resultados obtidos na fase de detecção dos pontos de telhados a partir da metodologia descrita no Capítulo 3. Como o foco do trabalho é a extração e regularização dos contornos, não é realizada uma discussão aprofundada dos resultados obtidos na fase de detecção.

Para exemplificar os resultados obtidos em cada etapa do processo de detecção, selecionou-se uma região de aproximadamente 300 m x 300 m (0,09 km²) sobre a nuvem de pontos com 12 pontos/m² do conjunto de dados de Presidente Prudente/Brasil, como ilustrado na Figura 6.3. É importante salientar que o procedimento realizado para o recorte foi repetido para todos os conjuntos de dados.

Na Tabela 6.1 são mostrados os parâmetros usados no processo de detecção dos pontos de telhados referente a cada nuvem de pontos LiDAR. Esses parâmetros englobam: densidade média de pontos (d_{avg}), espaçamento médio entre os pontos (s_{avg}), precisão altimétrica da nuvem (σ_H), dimensão do grid (D_g), amplitude do histograma de frequência (A_H), limiar de frequência (L_f), limiar planimétrico ($L_{D_{xy}}$), limiar altimétrico (L_{DH}), área da menor construção a ser representada ($A_{r_{min}}$), número de pontos do menor agrupamento a ser representado (T_{NP}), e número de pontos vizinhos a um dado ponto (N). Esses parâmetros

foram considerados nas etapas de remoção dos *outliers* (D_g , A_H e L_f), crescimento de regiões (L_{Dxy} , L_{Dh} e T_{NP}) e na identificação do tipo de agrupamento (N).

Figura 6.3 - Região selecionada sobre a nuvem de pontos com 12 pontos/m². Imagem aérea (a) e dados LiDAR coloridos de acordo com a altura (b).



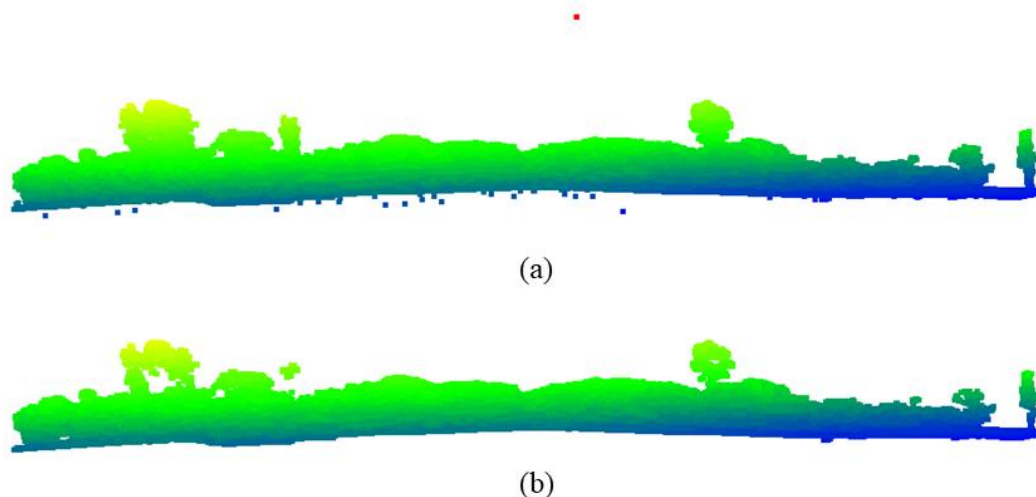
O valor do espaçamento médio da nuvem (s_{avg}) foi estimado de forma similar à apresentada em Santos *et al.* (2018), isto é, gerou-se a malha triangular sobre os pontos da nuvem e calculou-se a média aritmética das arestas. A precisão altimétrica (σ_H) foi estimada a partir do resíduo médio do conjunto de pontos amostrados sobre um dado plano. Nesse caso, selecionou-se um conjunto de pontos amostrado sobre um telhado plano e ajustou-se a equação do plano. Os valores da dimensão do grid (D_g), amplitude do histograma de frequência (A_H) e limar de frequência (L_f) foram baseados em Carrilho *et al.* (2018). A área da menor edificação a ser representada (Ar_{min}) foi determinada empiricamente, observando as edificações presentes na cena de interesse.

Os parâmetros relacionados a etapa de filtragem não são apresentados na Tabela 6.1. Nesse trabalho, a identificação dos pontos de terreno e não terreno foi realizada usando o *software LAStools*, mais especificamente a ferramenta *lasground* onde está implementado o método de filtragem progressiva. Para a execução da filtragem, a opção “city” foi selecionada, sendo utilizados os valores *default*. Os valores desses parâmetros podem ser vistos na documentação do *LAStools*, disponível na página (<http://www.cs.unc.edu/~isenburg/lastools/>).

Tabela 6.1 - Parâmetros utilizados no processo de detecção dos pontos de telhado para as diferentes nuvens de pontos LiDAR.

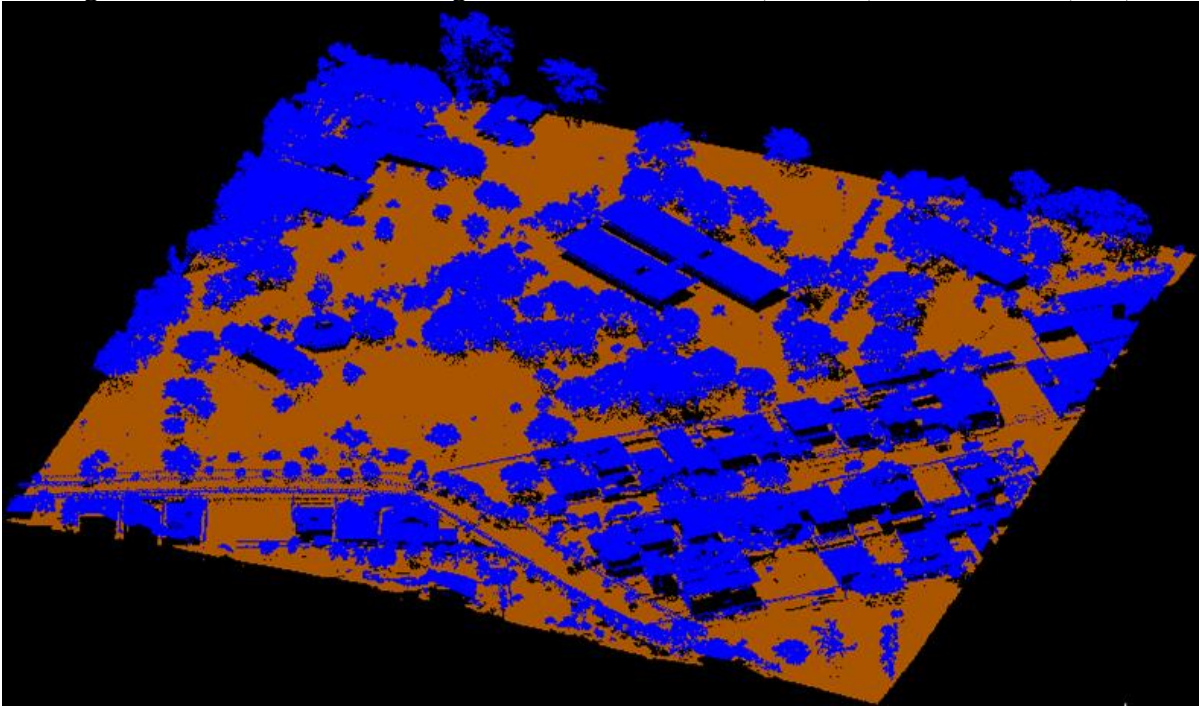
Parâmetros	Dados LiDAR			
	P. Prud_1300	P. Prud_900	P. Prud_550	Vaihingen_500
d_{avg} (pontos/m ²)	2,9	5,8	12,5	4
s_{avg} (m)	0,5	0,4	0,3	0,7
σ_H (m)	0,1	0,1	0,1	0,15
D_g (m)	50	50	50	50
A_H (m)	0,15	0,15	0,15	0,15
L_f	5	5	5	5
$L_{Dxy} = 2*s_{avg}$ (m)	1,0	0,8	0,6	1,4
$L_{Dh} = 2*\sigma_H$ (m)	0,2	0,2	0,2	0,3
Ar_{min} (m ²)	4	4	4	4
$T_{Np} = N = Ar_{min}*d_{avg}$	12	24	50	16

Na Figura 6.4 é apresentado o perfil dos dados LiDAR, antes e após remoção dos *outliers* usando o filtro baseado no histograma da célula (Subseção 3.1). O procedimento permitiu eliminar *outliers* positivos e negativos, como pode ser visto na Figura 6.4b. Para uma discussão mais detalhada do método e resultados, pode-se consultar Carrilho *et al.* (2018).

Figura 6.4 - Perfil dos dados LiDAR antes (a) e após da remoção dos *outliers* (b).

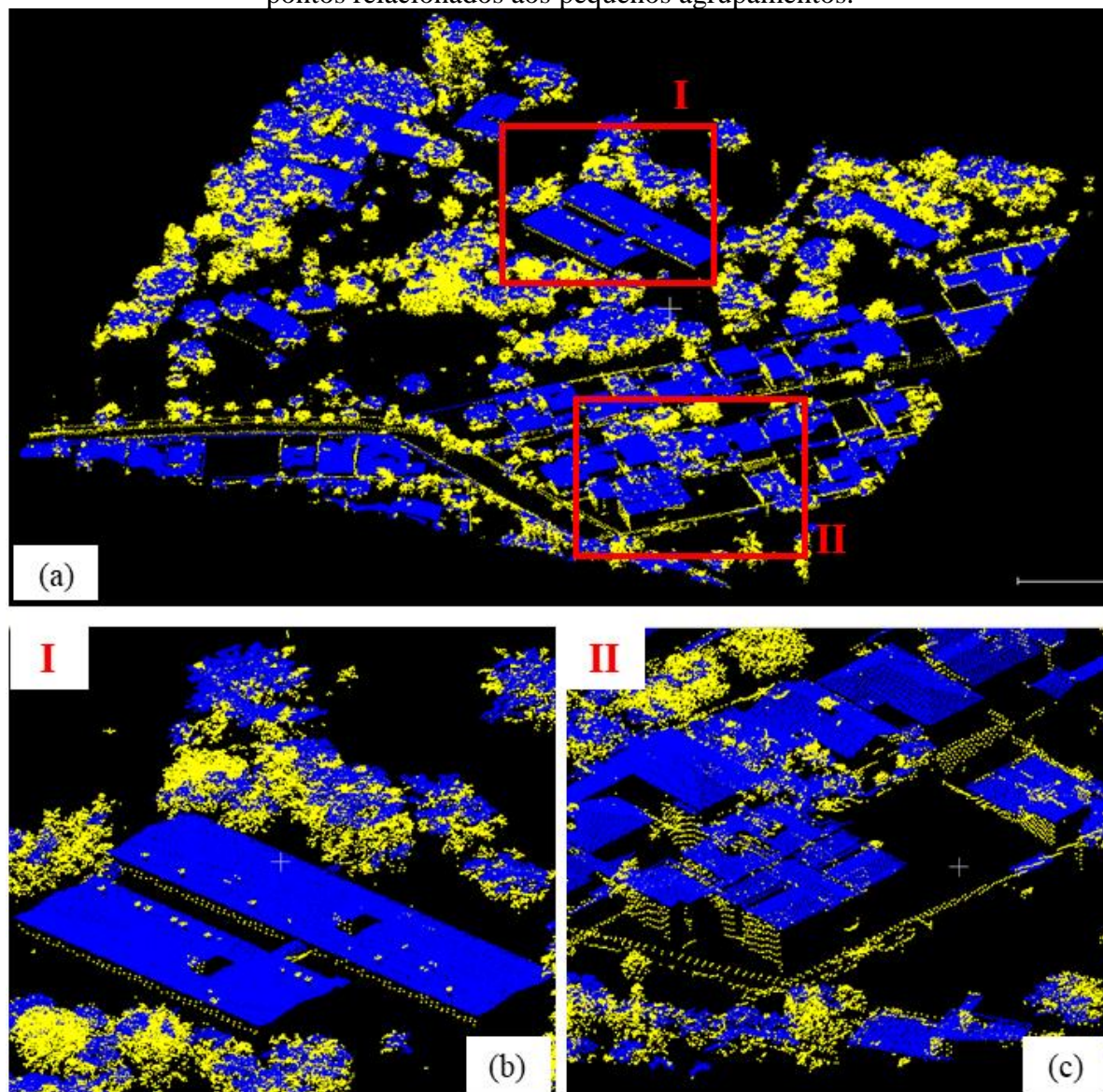
O resultado relacionado ao processo de filtragem é representado na Figura 6.5, sendo os pontos de terreno representados na cor marrom e os de não terreno na cor azul. Por meio de uma análise visual nota-se que os pontos de terreno e os pontos altos, incluindo vegetações, edificações e linhas de transmissão, em geral, foram corretamente identificados.

Figura 6.5 - Resultado da filtragem. Pontos de terreno (marrom) e não terreno (azul).



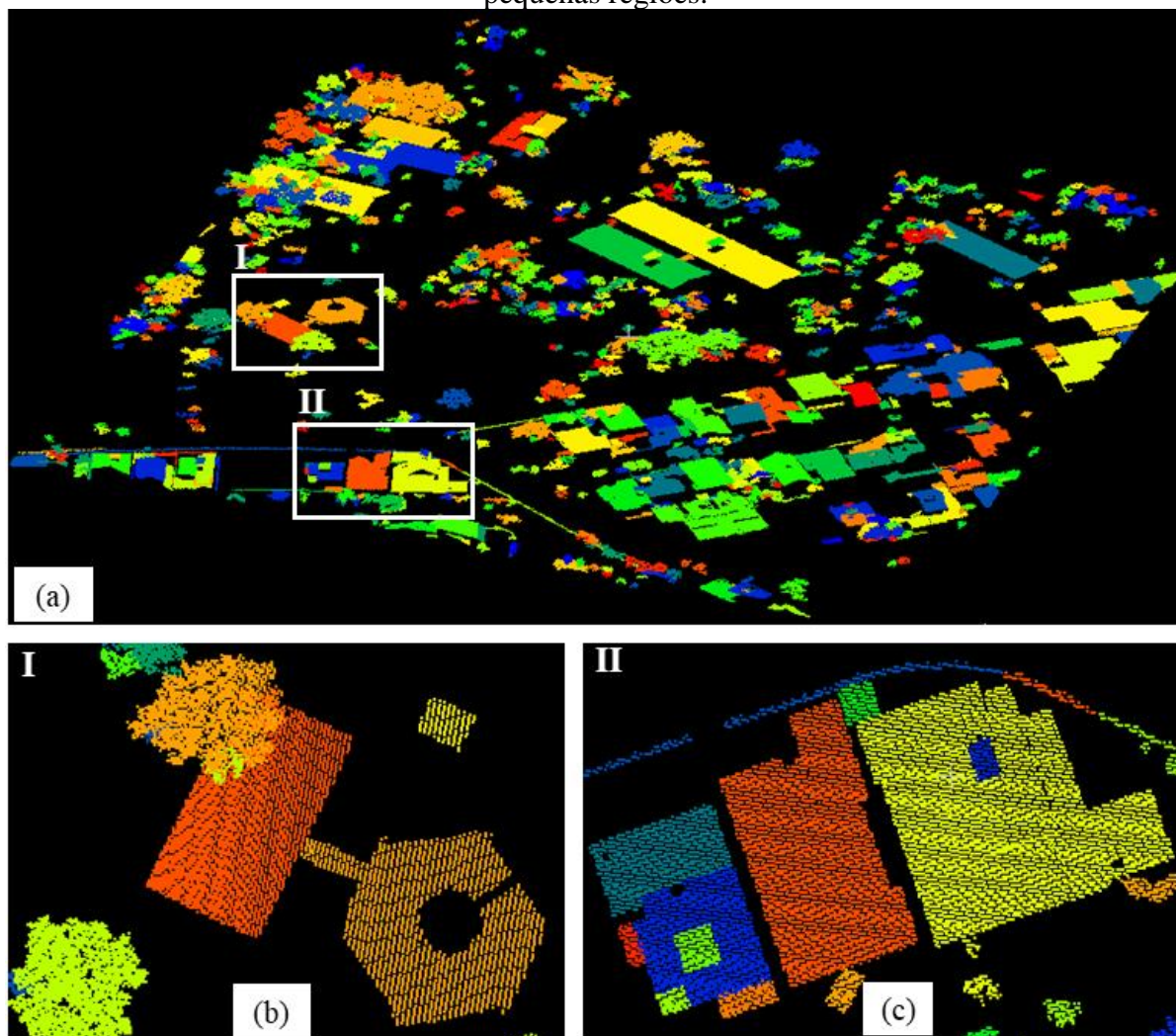
Na Figura 6.6 são apresentados apenas os pontos de não terreno. Os pontos em amarelo correspondem aos pontos que pertencerem a pequenos agrupamentos. No processo de identificação desses agrupamentos considerou-se o número mínimo de pontos por agrupamento (T_{NP}), como descrito na Subseção 3.3. A partir das regiões em destaque (regiões I e II), nota-se que a maioria dos pontos marcados em amarelo estão relacionados à parede, linha de transmissão, vegetação e pequenos objetos. Em contrapartida, os pontos mantidos, em geral, estão relacionados ao telhado das edificações e a copa das árvores.

Figura 6.6 – Representação dos pontos de não terreno, sendo marcado na cor amarela os pontos relacionados aos pequenos agrupamentos.



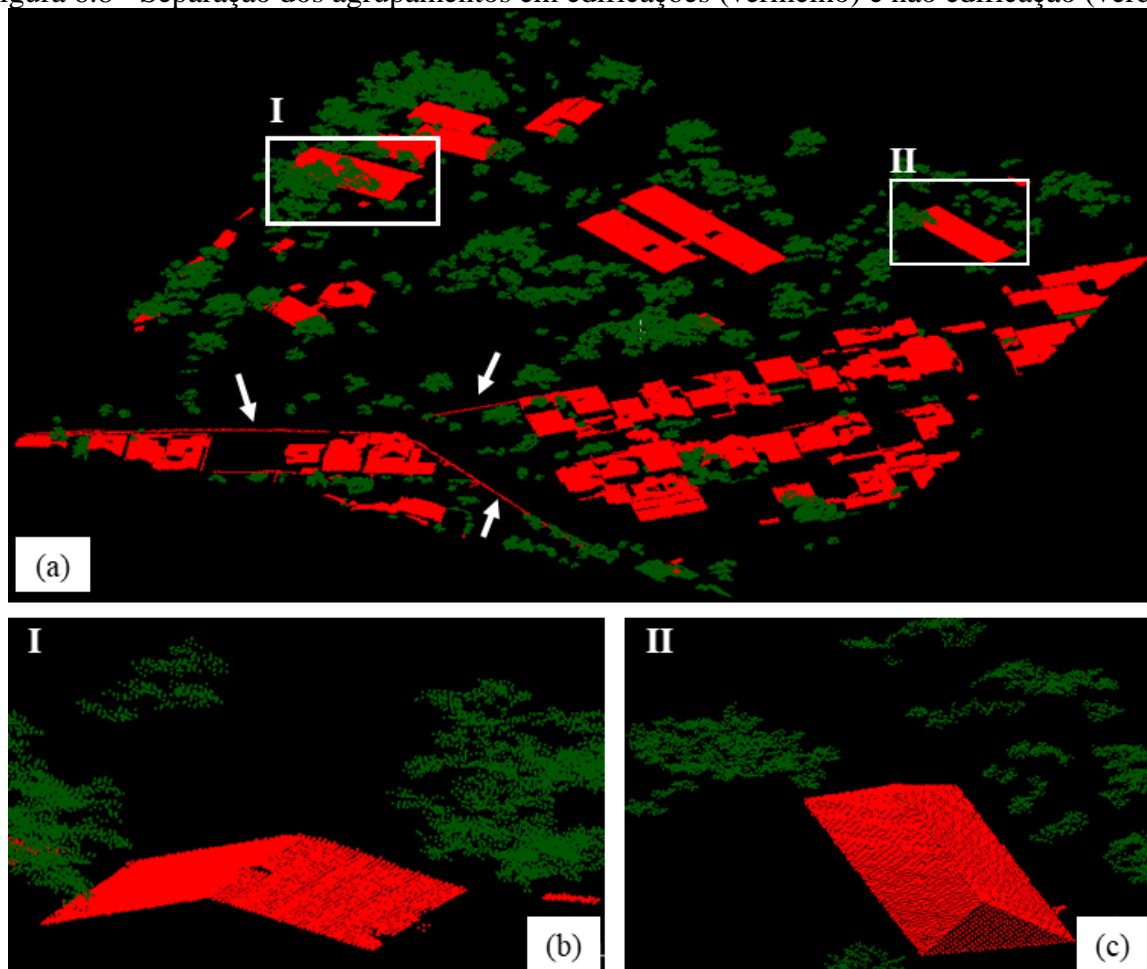
Na Figura 6.7 é apresentado o resultado obtido a partir do crescimento de regiões, após a eliminação dos pequenos agrupamentos. A região I (Figura 6.7b) ilustra uma situação onde a vegetação cobre parte da edificação. Nota-se que, mesmo diante da complexidade da cena, o processo de segmentação conseguiu identificar os diferentes agrupamentos. A região II (Figura 6.7c) engloba um conjunto de edificações localizadas próximas umas das outras, e um segmento linear relacionado a uma linha de transmissão. A partir dos resultados, observa-se que as diferentes edificações foram corretamente identificadas, no entanto, o segmento linear, correspondente a linha de transmissão, acabou sendo separado em diferentes segmentos.

Figura 6. 7 - Resultado derivados do processo de crescimento de regiões após eliminação de pequenas regiões.



O resultado do processo de identificação dos agrupamentos de edificação é mostrado na Figura 6.8. Os agrupamentos de edificação são representados em vermelho, e os de não edificação em verde. A partir de uma análise visual, nota-se que de modo geral o método identificou de forma correta os tipos agrupamentos. Nas regiões I e II são destacadas áreas com alta complexidade, vegetações próximas as edificações. No procedimento adotado, as linhas de transmissão foram marcadas como edificação, como destacado na Figura 6.8a. Em Santos *et al.* (2019b) é apresentada uma discussão mais aprofundada dos experimentos e resultados.

Figura 6.8 - Separação dos agrupamentos em edificações (vermelho) e não edificação (verde).



6.3 Extração de contornos de telhados de edificações considerando abordagens adaptativas do algoritmo alpha-shape

Nessa subsecção são apresentados os experimentos e a discussão dos resultados relacionados as duas abordagens propostas para a estimação do parâmetro α .

6.3.1 Resultados

Os resultados foram gerados a partir do conjunto de dados de Presidente Prudente/Brasil e de Vaihingen/Alemanha. No primeiro conjunto foram selecionadas duas nuvens de pontos, as quais foram adquiridas com altura média de voo de 900 m e 500 m e possuem densidade média de 5,8 pontos/m² e 12,5 pontos/m², respectivamente.

Com o intuito de avaliar as abordagens propostas, os contornos dos telhados foram extraídos considerando três diferentes estratégias. Na primeira (S1), o algoritmo alpha-shape

foi executado usando um valor constante para o parâmetro α , o qual foi determinado a partir do espaçamento médio da nuvem de pontos. Na segunda (S2), o método apresentado na Subseção 4.1 foi utilizado para determinar um parâmetro α para cada edificação. Na última (S3), o valor do parâmetro α é estimado ponto-a-ponto por meio da abordagem descrita na Subseção 4.2.

No método em que o parâmetro α é estimado ponto-a-ponto é necessário a definição de um círculo de raio R , o qual é responsável em delimitar a vizinhança. Com o intuito de verificar a influência da vizinhança, alguns experimentos foram realizados considerando diferentes valores de raio (1-5 m). Os resultados indicaram que os parâmetros de qualidade são invariantes aos valores considerados, desta forma, nesse trabalho adotou-se $R = 3$ m.

As estratégias foram implementadas na linguagem C a partir da plataforma *Code::Blocks*. Visando otimizar o processo relacionado a manipulação dos dados, utilizou-se a estrutura de armazenamento *Kd-tree* e as funções de buscas implementadas na biblioteca FLANN - *Fast Library for Approximate Nearest Neighbors*, versão 1.8.0 (MUJA e LOWE, 2013).

Os experimentos foram executados considerando edificações com diferentes características geométricas (Figura 6.9). Os resultados derivados do processo de extração de contornos a partir das três abordagens são apresentados nas Figuras 6.10-6.12. Nessas figuras, a primeira linha mostra os pontos de telhados coloridos de acordo com espaçamento médio, enquanto que a segunda, terceira e quarta linha apresentam os resultados das três estratégias (S1, S2 e S3) respectivamente.

Os parâmetros de qualidade estimados são apresentados nas Tabelas 6.2-6.4. Na Tabela 6.2 são mostrados os resultados das edificações B1-B4, selecionadas a partir da nuvem de pontos com 5,8 pontos/m². Na Tabela 6.3 são apresentados os parâmetros de qualidade relacionados às edificações B1, B4 e B5, considerando a nuvem de pontos com 12,5 pontos/m². Nota-se que as edificações B1 e B4 foram selecionadas a partir de nuvens de pontos com diferentes densidades. Por fim, a Tabela 6.4 ilustra os resultados das edificações B6-B9 selecionadas a partir do conjunto de dados de Vaihingen/Alemanha. Nos casos em que não foi possível obter o polígono fechado do contorno, os parâmetros de qualidade que dependem do valor de área não foram estimados, sendo a célula correspondente a esses preenchida por um hífen.

Para o cálculo dos parâmetros de qualidade foram utilizados contornos de telhados adotados como referência. Esses foram obtidos por meio de um processo de restituição

fotogramétrica, realizado manualmente sobre imagens aéreas. A restituição foi executada no modo estéreo usando o sistema ERDAS LPS 2015.

Figura 6.9 - Imagens das edificações selecionadas nos experimentos e perfil gerado a partir dos dados LiDAR considerando o segmento A-B.

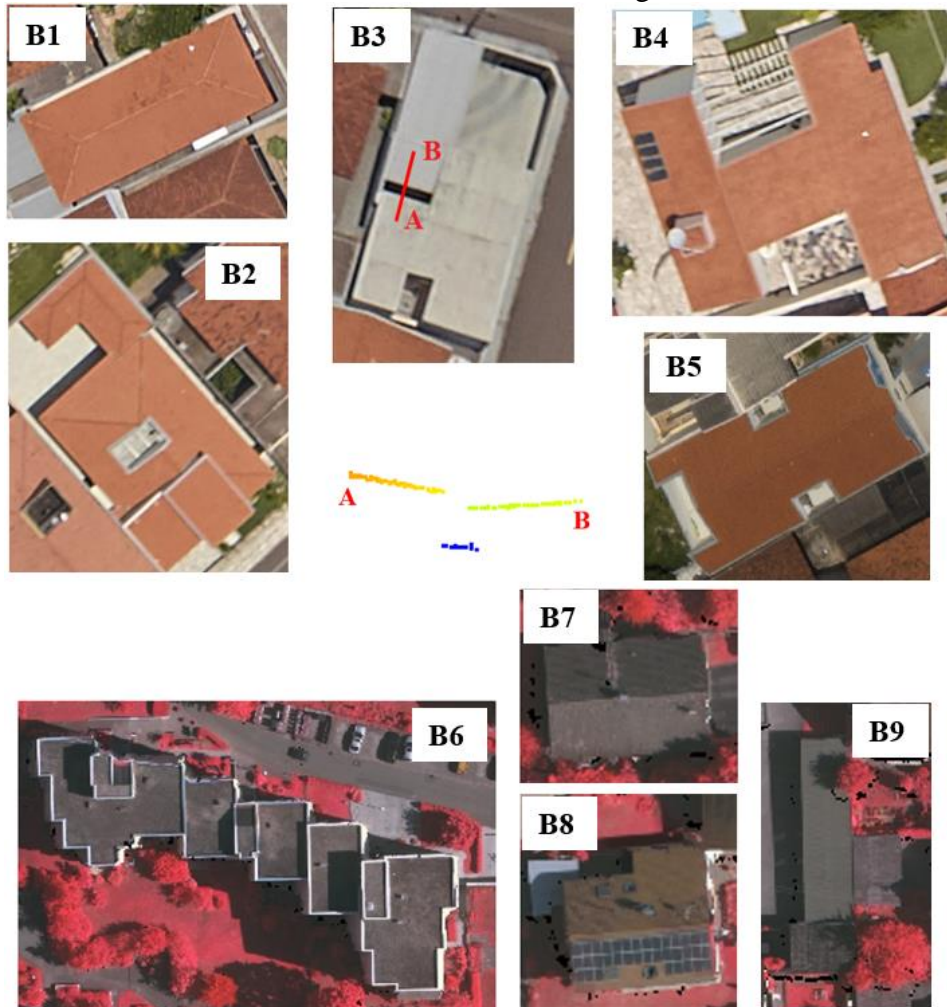


Figura 6.10 - Resultados gerados a partir da nuvem de pontos com 5,8 pontos/m². Espaçamento médio (a-d). Contornos considerando o parâmetro α fixo ($\alpha = 0,45$ m) (e-h), parâmetro estimado para cada edificação (i-l) e usando o parâmetro adaptativo ponto-a-ponto (m-p).

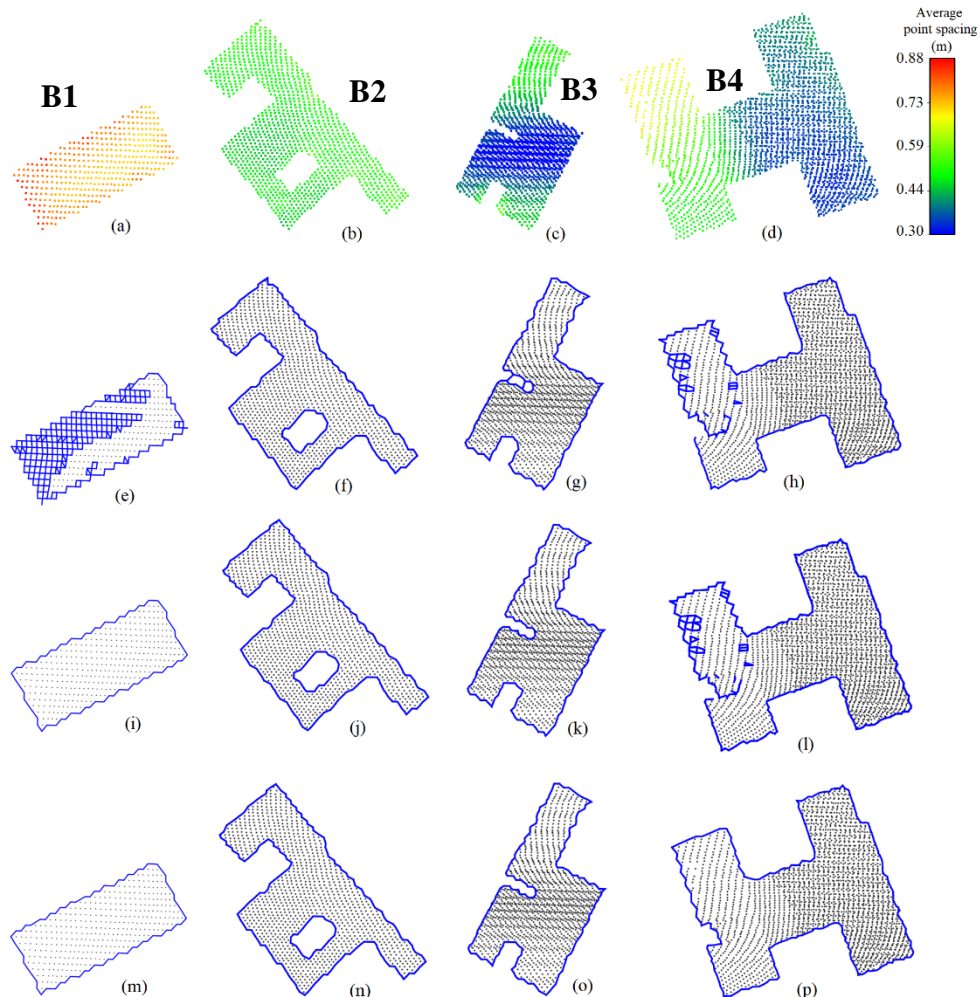


Tabela 6.2 - Parâmetros de qualidade para diferentes edificações e estratégias, considerando a nuvem de pontos com densidade de 5,8 pontos/m².

Edificação	Estratégia: valor de α (m)	Completeza (%)	Nível de Acerto (%)	PoLiS (m)	Hausdorff (m)
B1	S1: $\alpha = 0,45$ m	-	-	1,180	4,122
	S2: $\alpha = 0,79$ m	95,05	99,29	0,255	0,528
	S3: Adaptativo	95,31	99,29	0,251	0,528
B2	S1: $\alpha = 0,45$ m	94,78	98,62	0,191	0,782
	S2: $\alpha = 0,58$ m	94,41	98,12	0,178	0,688
	S3: Adaptativo	94,90	98,65	0,189	0,782
B3	S1: $\alpha = 0,45$ m	95,43	97,91	0,152	0,569
	S2: $\alpha = 0,40$ m	95,09	98,08	0,146	0,569
	S3: Adaptativo	95,25	98,00	0,144	0,569
B4	S1: $\alpha = 0,45$ m	-	-	0,315	3,085
	S2: $\alpha = 0,47$ m	-	-	0,312	2,815
	S3: Adaptativo	96,67	98,50	0,210	1,547

Figura 6.11 - Resultados gerados a partir da nuvem de pontos com 12,5 pontos/m². Espaçamento médio (a-c). Contornos considerando o parâmetro α fixo ($\alpha = 0,33$ m) (d-f), parâmetro estimado para cada edificação (g-i) e usando o parâmetro adaptativo ponto-a-ponto (j-l).

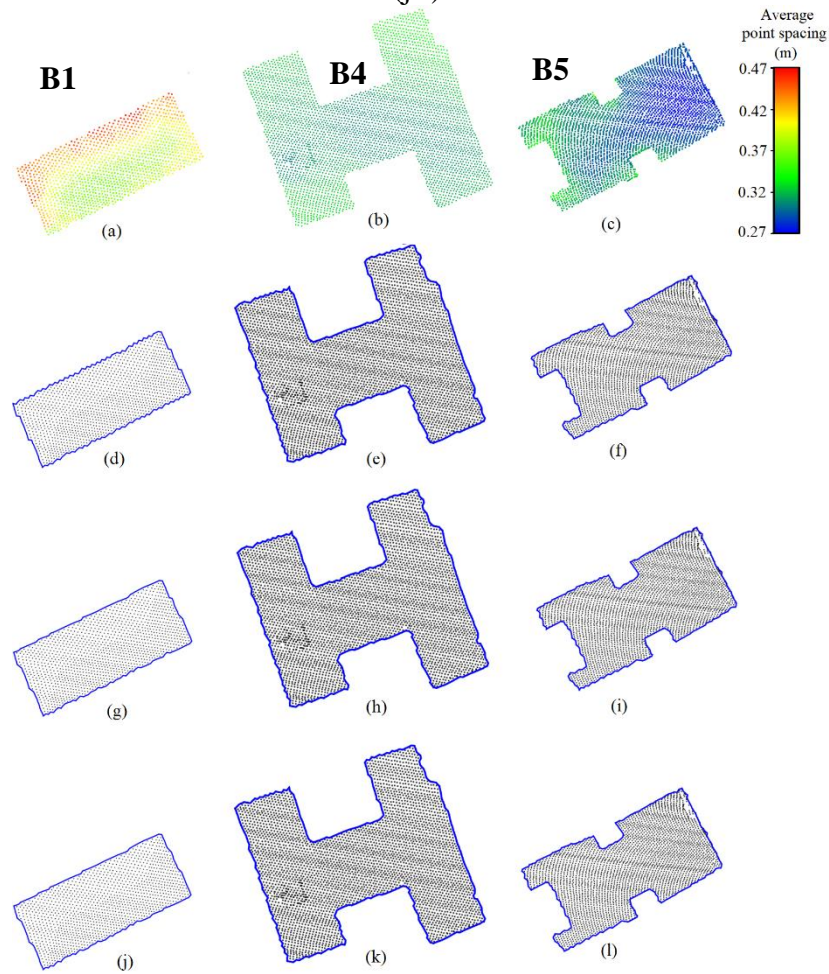


Tabela 6.3 - Parâmetros de qualidade para diferentes edificações e estratégias, considerando a nuvem de pontos com densidade de 12,5 pontos/m².

Edificação	Estratégia: valor de α (m)	Completeza (%)	Nível de Acerto (%)	PoLiS (m)	Hausdorff (m)
B1	S1: $\alpha = 0,33$ m	97,25	98,23	0,141	0,419
	S2: $\alpha = 0,40$ m	98,43	97,72	0,133	0,343
	S3: Adaptativo	98,44	97,66	0,133	0,343
B4	S1: $\alpha = 0,33$ m	98,06	98,24	0,154	0,500
	S2: $\alpha = 0,32$ m	98,06	98,22	0,154	0,500
	S3: Adaptativo	98,06	98,27	0,153	0,500
B5	S1: $\alpha = 0,33$ m	97,91	98,00	0,139	0,382
	S2: $\alpha = 0,30$ m	97,84	98,06	0,146	0,471
	S3: Adaptativo	97,87	98,03	0,137	0,305

Figura 6.12 - Resultados gerados a partir dos dados de Vaihingen/Alemanha. Espaçamento médio (a-d). Contornos considerando o parâmetro α fixo ($\alpha = 0,55$ m) (e-h), parâmetro estimado para cada edificação (i-l) e usando o parâmetro adaptativo ponto-a-ponto (m-p).

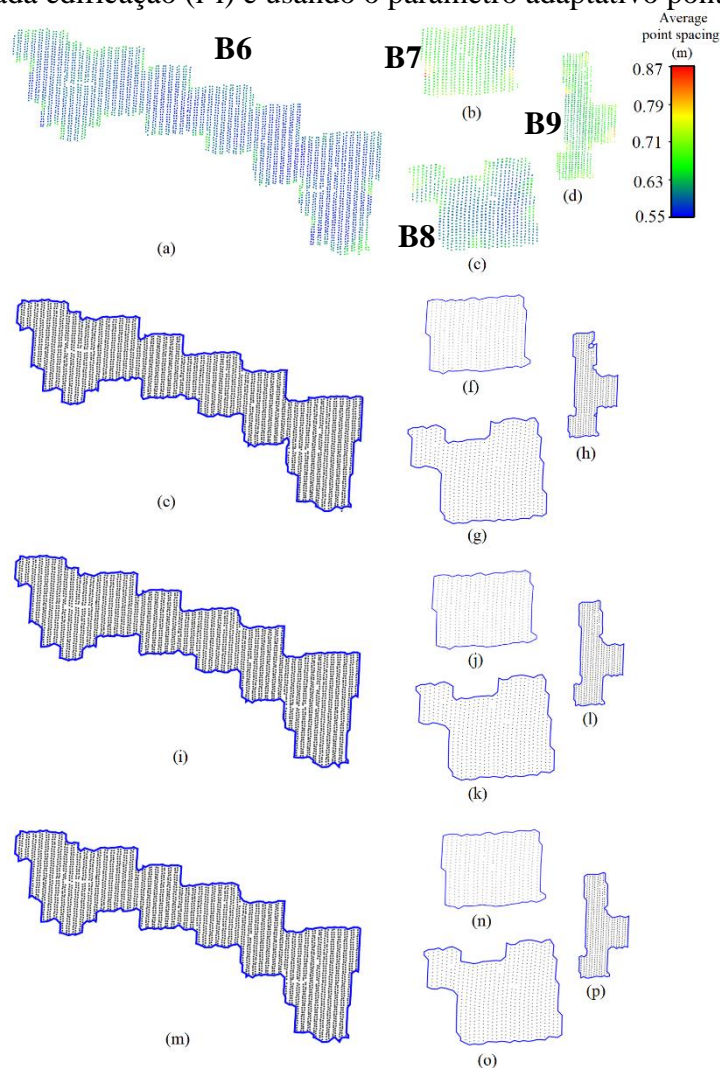


Tabela 6.4 - Parâmetros de qualidade para diferentes edificações e estratégias, considerando os dados de Vaihingen/Alemanha (4 pontos/m²).

Edificação	Estratégia: valor de α (m)	Completeza (%)	Nível de Acerto (%)	PoLiS (m)	Hausdorff (m)
B6	S1: $\alpha = 0,55$ m	92,43	99,91	0,640	1,894
	S2: $\alpha = 0,57$ m	92,75	99,78	0,642	1,894
	S3: Adaptativo	92,73	99,78	0,619	1,894
B7	S1: $\alpha = 0,55$ m	93,07	99,70	0,338	1,634
	S2: $\alpha = 0,59$ m	93,07	99,70	0,338	1,634
	S3: Adaptativo	93,14	99,70	0,331	1,634
B8	S1: $\alpha = 0,55$ m	89,63	99,98	0,403	1,090
	S2: $\alpha = 0,64$ m	89,63	99,98	0,403	1,090
	S3: Adaptativo	89,63	99,98	0,403	1,090
B9	S1: $\alpha = 0,55$ m	-	-	0,356	2,039
	S2: $\alpha = 0,63$ m	94,46	98,30	0,230	0,948
	S3 :Adaptativo	94,50	98,30	0,230	0,948

6.3.2 Discussões

A partir da análise visual dos resultados, observa-se que o uso de um parâmetro global apresentou limitações. Nas Figuras 6.10e, 6.10g e 6.10h alguns segmentos foram extraídos incorretamente, uma vez que o valor do parâmetro α é menor que a média do espaçamento das edificações em questão. A abordagem que estima um parâmetro α para cada edificação produziu melhores resultados quando comparada com o uso de um parâmetro global. Nota-se, que o método foi capaz de se adaptar as variações de densidade que ocorrem ao longo da nuvem de pontos LiDAR. No entanto, a abordagem apresentou limitações na extração de contornos quando ocorre uma variação significativa da densidade ao longo da edificação, como por exemplo na edificação B4 (Figura 6.10i). Em contrapartida, esses problemas não ocorreram quando a abordagem de estimação ponto-a-ponto foi considerada. Com isso, pode-se concluir que as abordagens propostas são alternativas no contexto da extração de contornos de edificações, tendo a habilidade de se adaptarem à variação de densidade ao longo da nuvem e/ou ao longo da edificação.

Analisando os parâmetros de qualidade estimados para as edificações B1 e B4 (Tabelas 6.2 e 6.3), nota-se que os melhores resultados estão relacionados à nuvem de pontos com maior densidade. Esse comportamento foi observado para as três estratégias. Diante disso, pode-se concluir que a densidade de amostragem influencia diretamente o resultado final.

Comparando os parâmetros de qualidade apresentados nas Tabelas 6.2-6.4, observa-se que as três diferentes estratégias apresentaram resultados similares em termos de completeza e nível de acerto, os quais apresentam valores em torno de 95% e 99%, respectivamente. Esses resultados indicam uma alta sobreposição entre os contornos extraídos e de referência.

Considerando a métrica *PoLiS* (Tabelas 6.2-6.4), nota-se que a abordagem baseada na determinação do parâmetro α ponto-a-ponto apresentou os melhores resultados para a maioria das edificações, com valor médio de 0,25 m, contra 0,27 m da abordagem que determina um parâmetro por edificação e 0,36 m da abordagem que utiliza um parâmetro global. Em termos do valor médio da distância de *Hausdorff* (Tabelas 6.2-6.4), o uso do parâmetro α estimado ponto-a-ponto apresentou o menor valor (0,92 m), contra 1,04 m do parâmetro estimado por edificação e 1,50 m do parâmetro global. Diante desses resultados, pode-se concluir que as abordagens propostas são adequadas para a extração de contorno de telhados de edificações a partir de dados LiDAR.

Em resumo, as análises qualitativa e quantitativa indicaram que as abordagens propostas podem ser utilizadas para estimar o parâmetro α de maneira adaptativa, necessário na extração de contornos de edificações usando o algoritmo alpha-shape. Os resultados relacionados as abordagens propostas apresentaram melhoras quando comparado com uma abordagem mais simples, como por exemplo, o uso de um parâmetro global.

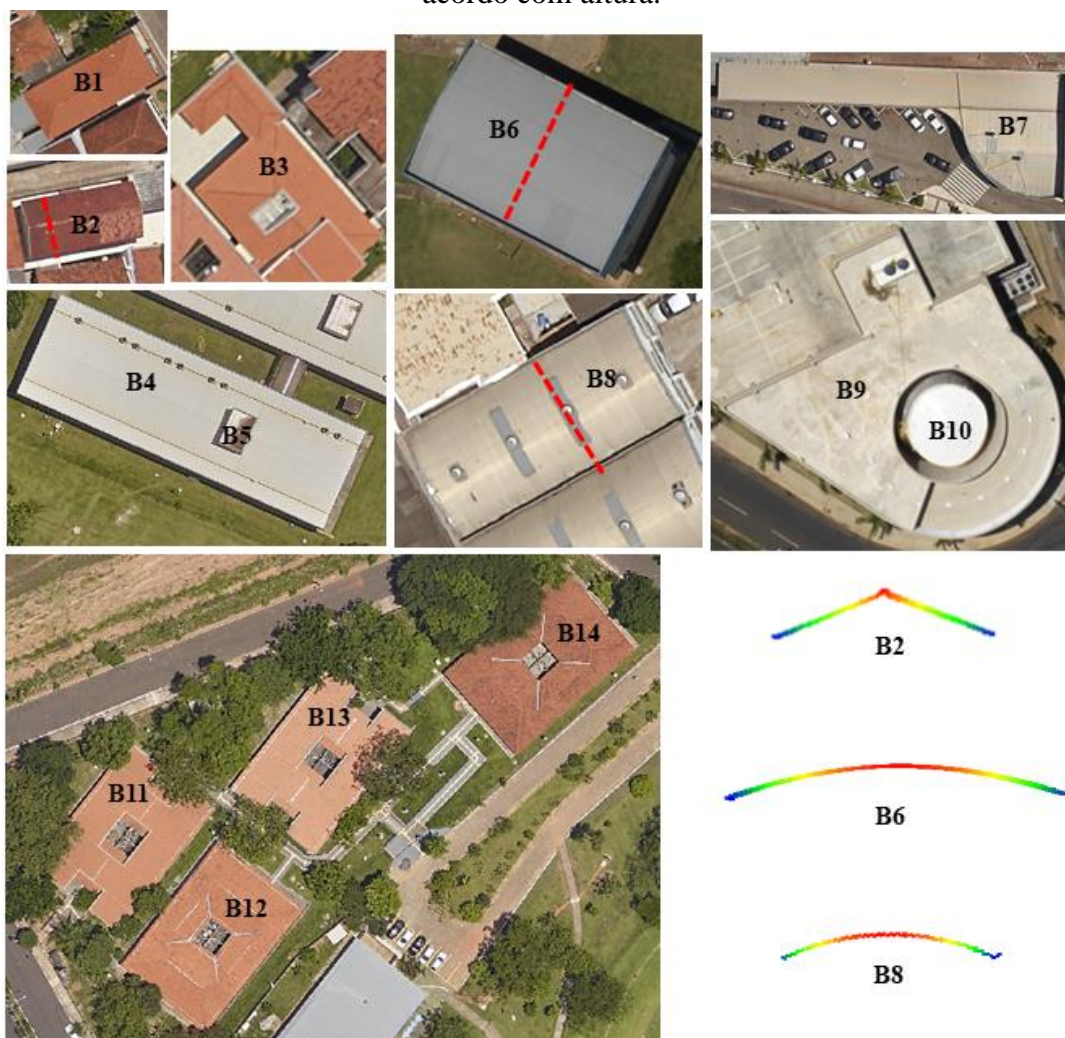
6.4 Regularização dos contornos de telhados de edificações por meio da abordagem iterativa da CD-Spline

6.4.1 Resultados

Nessa subseção são apresentados os resultados derivados do processo de regularização proposto. O método foi avaliado diante de diferentes cenários: uso de diferentes limiares no processo de regularização, edificações com diferentes complexidades, nuvens de pontos com diferentes densidades, e edificações com oclusão de vegetação. Para realizar a análise quantitativa foram utilizados contornos de referência, os quais foram obtidos por meio do processo de restituição fotogramétrica usando o sistema ERDAS LPS 2015.

Na Figura 6.13 são apresentadas as edificações selecionadas para os experimentos. As edificações B1, B4 e B5 possuem diferentes dimensões e baixa complexidade, sendo a forma aproximada a um retângulo. A edificação B2 é composta por um telhado de duas águas, produzindo um contorno com forma de “V” invertido, como ilustrado no perfil. A edificação B3 possui uma forma mais complexa, sendo composta por segmentos de retas de diferentes tamanhos e um jardim de inverno no meio da edificação. As edificações B6 e B8 são compostas por telhados curvos. A edificação B7 é formada por segmentos retos e curvos, localizados no mesmo plano. A edificação B9 possui uma alta complexidade, sendo composta por segmentos retos e curvos de diferentes dimensões. Nota-se que a parte curva se assemelha a uma espiral. A edificação B10 possui uma forma circular, enquanto que as edificações B11-B14 possuem vegetações próximas.

Figura 6.13 - Imagens das edificações seleccionadas e perfil dos telhados das edificações B2, B6 e B8. Os perfis foram gerados a partir dos dados LiDAR e coloridos de acordo com altura.



No método de regularização de contornos é necessário a definição de três diferentes limares: T_{dist} , T_{ang} e β (nível de significância). Os dois primeiros estão relacionados ao processo de determinação dos pontos de quina, sendo T_{dist} um valor de distância usado na execução do algoritmo *Douglas-Peucker* e T_{ang} um valor de ângulo aplicado para eliminar pontos críticos redundantes. Por fim, o valor do nível de significância (β) refere-se à área de rejeição considerada no teste F , o qual é aplicado no processo de determinação automática do grau da função polinomial.

Com o intuito de verificar a influência da variação de tais parâmetros, o método foi executado considerando diferentes configurações, como apresentado na Figura 6.14. Esses experimentos foram realizados a partir de cinco edificações (B2, B3, B6, B9 e B10), seleccionadas no conjunto de pontos de 12,5 pontos/m² de Presidente Prudente/Brasil.

Na Figura 6.14 são apresentados os gráficos relacionados aos parâmetros de qualidade F_{score} e $PoLiS$ para as diferentes configurações e edificações. Na primeira configuração (Figura 6.14a), T_{dist} assume os seguintes valores: 0,3 m, 0,6 m e 1 m, enquanto que T_{ang} e β são mantidos fixos, com os valores 50° e 10%, respectivamente. Na Figura 6.14b o parâmetro T_{ang} assume diferentes valores: 15° , 30° e 50° , enquanto que T_{dist} e β são mantidos fixos, 0,6 m e 10%, respectivamente. Por fim, a Figura 6.14c mostra os resultados relacionados à variação do nível de significância (β): 1%, 5% e 10%. Nesse caso, T_{dist} e T_{ang} são mantidos constantes, sendo 0,6 m e 50° , respectivamente.

Na Figura 6.15 são apresentados os contornos das edificações B2, B9 e B10 resultantes do processo de regularização considerando diferentes valores para o limiar T_{ang} . Na Figura 6.15a é apresentada a representação dos contornos e dos pontos de quinas no espaço 2D, enquanto que, na Figura 6.15b é apresentada a representação dos contornos no espaço 3D.

Figura 6.14 - Parâmetros de qualidade para as edificações B2, B3, B6, B9 e B10, variando T_{dist} (a), T_{ang} (b) e o nível de significância (c).

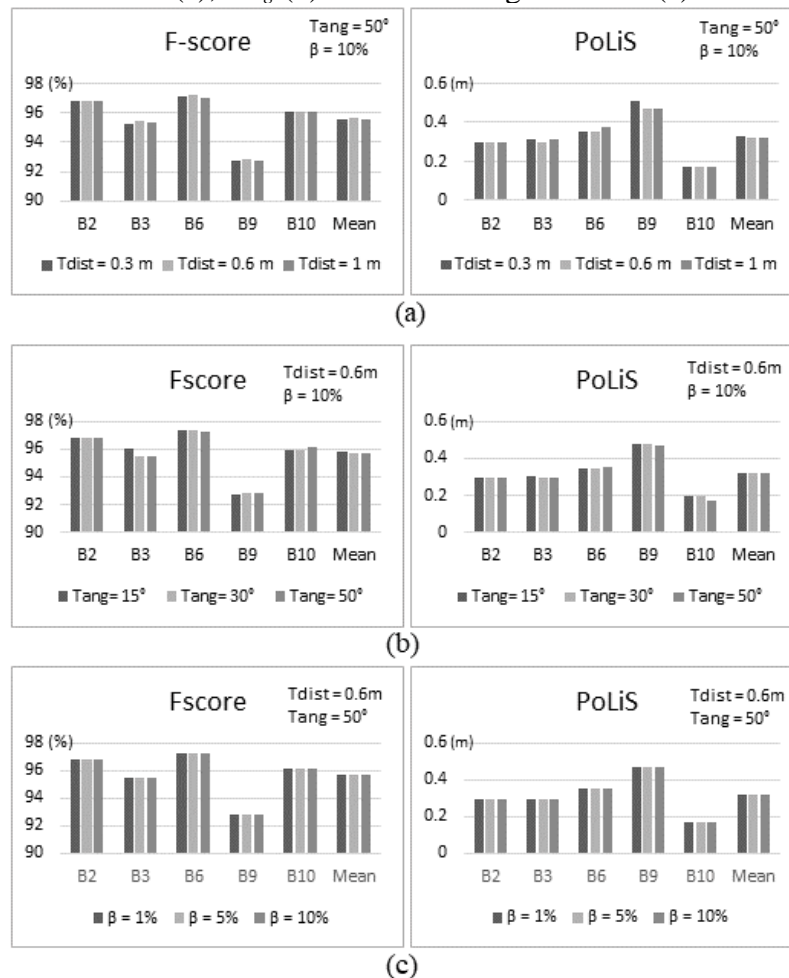
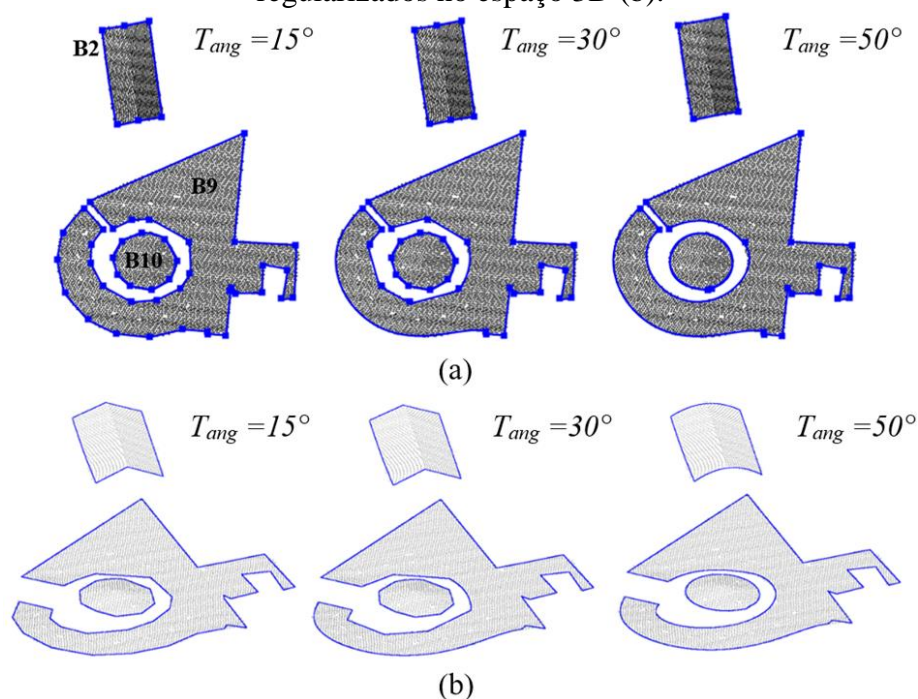


Figura 6.15 – Resultados usando diferentes valores de T_{ang} para as edificações B2, B9 e B10. Representação dos contornos regularizados e pontos de quinas no espaço 2D (a), e contornos regularizados no espaço 3D (b).



Com o intuito de avaliar o método de regularização para diferentes tipos de contornos, as edificações B1-B10 apresentadas na Figura 6.13 foram consideradas. Na Figura 6.16 são apresentados os resultados do método de regularização usando a nuvem de pontos com densidade de 12,5 pontos/m² e considerando os seguintes limiares: $T_{dist} = 0.60$ m, $T_{ang} = 50^\circ$, e $\beta = 10\%$. Na Figura 6.16a são mostrados os contornos regularizados e os pontos de quinas sobrepostos aos pontos de telhado da nuvem LiDAR, enquanto que na Figura 6.16b são apresentados os contornos regularizados projetados sobre a imagem aérea. Na Tabela 6.5 são mostrados os parâmetros de qualidade estimados para as edificações B1-B10, bem como o valor médio de cada métrica.

Figura 6.16 - Contornos de edificações regularizados usando o método proposto, nuvem de pontos com densidade de 12,5 pontos/m². Contornos regularizados e pontos de quinas sobrepostos aos pontos de telhados (a) e contornos projetados sobre a imagem aérea (b).

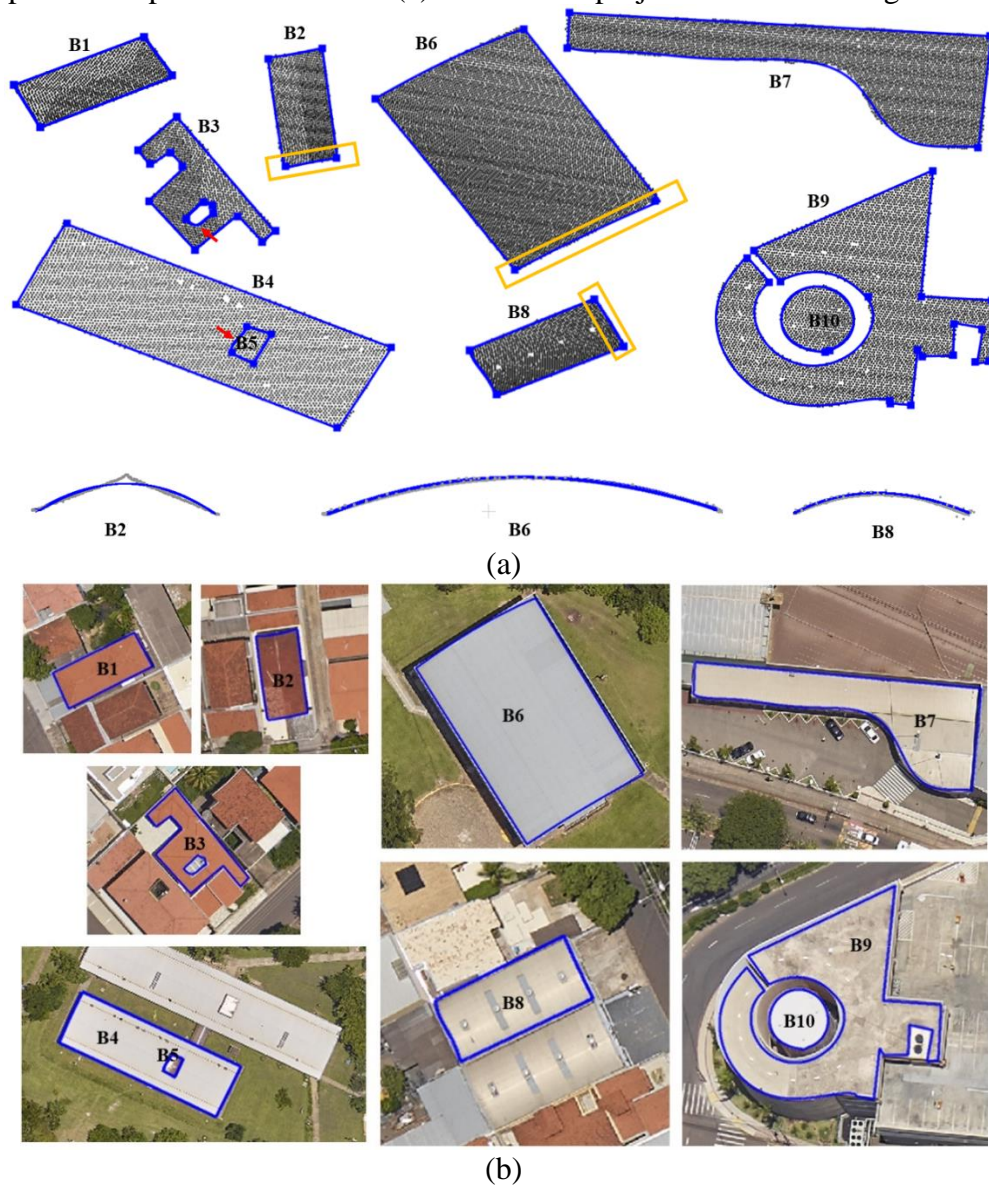


Tabela 6.5 - Parâmetros de qualidade usando o método de regularização baseado na abordagem iterativa da CB-Spline.

Edificação	F _{score} (%)	REM _{Q_x} (m)	REM _{Q_y} (m)	REM _{Q_z} (m)	PoLiS (m)
B1	98,81	0,046	0,016	0,052	0,120
B2	96,81	0,046	0,125	0,224	0,297
B3	95,47	0,161	0,111	0,091	0,298
B4	97,46	0,323	0,067	0,019	0,283
B5	92,28	0,087	0,094	0,044	0,205
B6	97,25	0,124	0,254	0,005	0,356
B7	94,13	0,091	0,155	0,461	0,580
B8	97,24	0,206	0,910	0,121	0,242
B9	92,82	0,236	0,104	0,061	0,471
B10	96,14	0,082	0,116	0,002	0,169
Média	95,84	0,141	0,113	0,109	0,302

O processo de regularização pode ser afetado por diferentes fatores, dentre eles: densidade de pontos e oclusão parcial ou completa causada por vegetação. Para verificar a robustez do método para diferentes densidades de pontos, o mesmo foi executado para as edificações B6, B8, B9 e B10 selecionadas em três nuvens de pontos com diferentes densidades (2,9 pontos/m², 5,8 pontos/m² e 12,5 pontos/m²). Na Figura 6.17 são apresentados os resultados considerando as três densidades de pontos. Para verificar o comportamento do método no segundo cenário, as edificações B10-B14 foram consideradas. Essas edificações foram selecionadas sobre a nuvem de pontos com 12,5 pontos/m². Na Figura 6.18 são mostrados os resultados obtidos. É importante destacar que os resultados apresentados nas Figuras 6.17 e 6.18 foram gerados usando os seguintes limiares: $T_{dist} = 0.60$ m, $T_{ang} = 50^\circ$, e $\beta = 10\%$.

Figura 6.17 - Resultados derivados da regularização de contorno considerando diferentes densidades de pontos: 2,9 pontos/m² (a, d, g), 5,8 pontos/m² (b, e, h) e 12,5 pontos/m² (c, f, i).

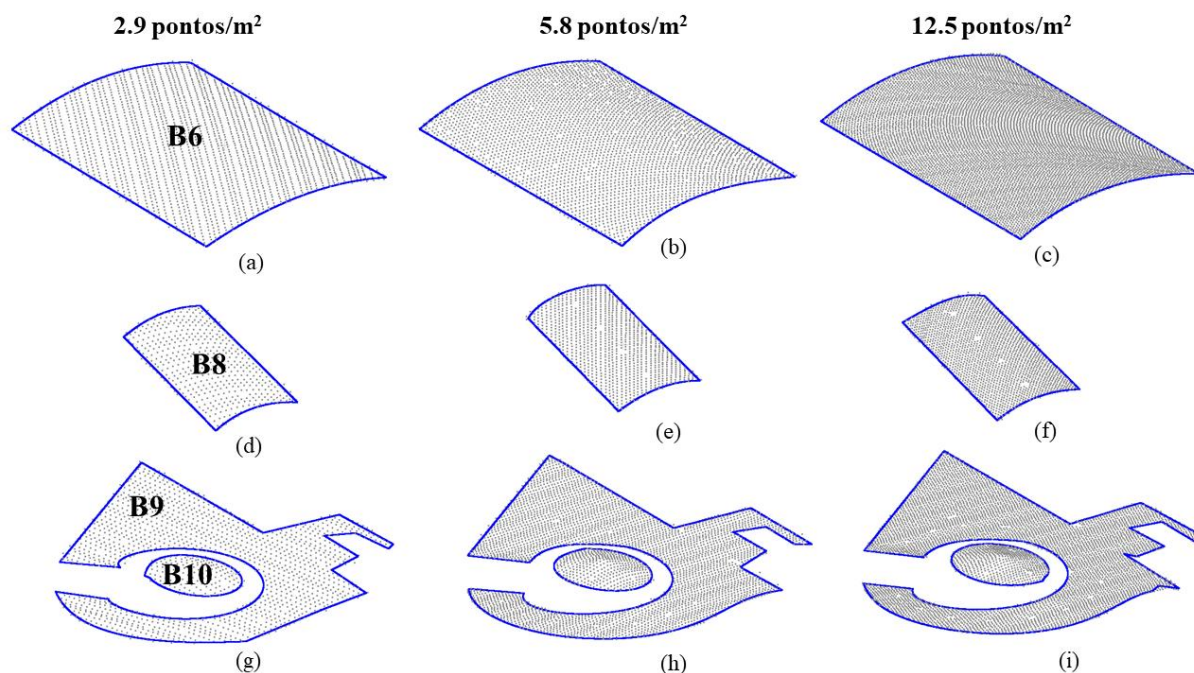
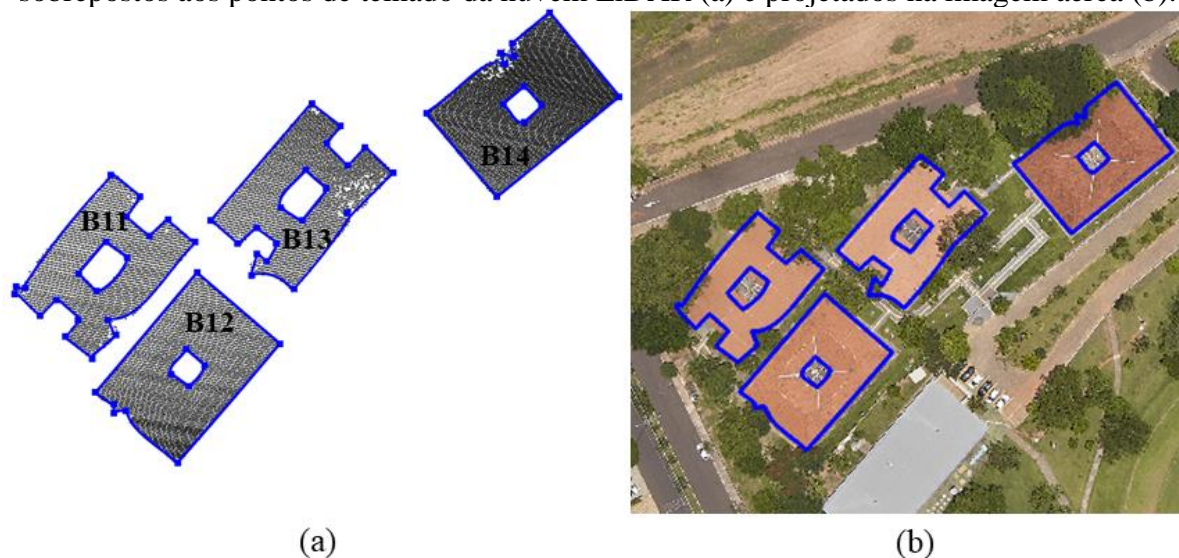


Figura 6.18 - Edificações com vegetação próximas. Resultados usando o método proposto sobrepostos aos pontos de telhado da nuvem LiDAR (a) e projetados na imagem aérea (b).



6.4.2 Discussões

Os valores apresentados nos gráficos da Figura 6.14a indicam que a variação do limiar T_{dist} não produziu mudanças significativas nos parâmetros de qualidade. Apesar disso, observa-se que $T_{dist} = 0,6$ m está relacionado aos melhores resultados em termos de valor médio de F_{score} e métrica $PoLiS$.

A partir da análise dos valores apresentados nos gráficos da Figura 6.14b, nota-se que o uso de diferentes valores de T_{ang} não apresenta variação significativa em termos do valor médio de F_{score} e da métrica $PoLiS$. Ao realizar uma análise visual dos contornos regularizados (Figura 6.15), nota-se, principalmente nas edificações B9 e B10, que vários pontos de quinas foram mantidos sobre o segmento curvo para $T_{ang} = 15^\circ$ ou $T_{ang} = 30^\circ$. Com isso, o contorno curvo presente nestas edificações foi modelado por vários segmentos de retas ao invés de uma curva. Neste caso, o uso de $T_{ang} = 50^\circ$ possibilitou a modelagem correta dos contornos curvos. Por outro lado, o ponto de quina do segmento em “V” da edificação B2 não foi identificado e, conseqüentemente, o segmento “V” passou a ser representado por um segmento curvo. Diante disso, nota-se que o parâmetro T_{ang} tem influência direta na seleção dos pontos de quinas e conseqüentemente na determinação do tipo de função polinomial usada para modelar o contorno.

Nos gráficos da Figura 6.14c, observa-se que os parâmetros de qualidade relacionados aos três valores de nível de significância foram similares. Esses resultados indicam que a

abordagem proposta é pouco sensível aos valores de nível de significância considerados ($\beta = 1\%$, $\beta = 5\%$ e $\beta = 10\%$).

A partir da análise visual dos resultados apresentados na Figura 6.16, observa-se que a maioria dos pontos de quinas foram identificados corretamente. Em geral, o método de regularização produziu resultados consistentes, uma vez que os segmentos de reta e curvos foram corretamente modelados. Mesmo diante de edificações complexas, como é o caso das edificações B3, B7, B9 e B10, o método apresentou resultados coerentes. Nas edificações B3 e B5, Figura 6.16, o método apresentou dificuldade na reconstrução de alguns pequenos segmentos (destacados por uma seta vermelha). Na Edificação B3, um ponto de quina não foi identificado e, com isso, parte do contorno foi modelado por uma curva. Na edificação B5, os pontos de quinas foram corretamente extraídos e, apesar disso, um dos segmentos foi modelado por uma curva ao invés de uma reta. Diante da análise visual e, apesar destes problemas destacados, pode-se concluir que de modo geral o método pode ser aplicado na regularização de contornos de edificações com diferentes complexidades.

Em termos do parâmetro de qualidade F_{score} , a edificação B1 está relacionada ao melhor resultado (98,8%), e a edificação B5 ao pior (92,3%). Nesse caso, a edificação B5 corresponde a uma pequena construção retangular localizada sobre a edificação B4 e que teve um dos segmentos modelado por uma curva. As edificações compostas por segmentos curvos apresentaram valor médio de 95,5%, contra 96% das outras edificações. O valor médio da métrica F_{score} foi aproximadamente 95,8%. Esses valores mostram que a qualidade da modelagem é similar para os diferentes tipos de edificações, e indicam uma alta sobreposição entre os contornos regularizados e referência.

Comparando os valores da REMQ para cada componente, nota-se que a componente altimétrica está relacionada ao menor valor médio (aproximadamente 0,11 m). Esse resultado é esperado, uma vez que os dados LiDAR possuem uma maior acurácia em altimetria. Em planimetria (XY) o método apresentou valor médio de 0,18 m. A métrica *PoLiS* por sua vez, resultou em um valor médio entorno de 0,30 m. Para edificações com contornos curvos, a média da métrica *PoLiS* foi de 0,36 m, contra 0,24 m para as demais edificações. Esses resultados apontam para o potencial do método na regularização de contornos de edificações de diferentes complexidades no espaço tridimensional, sendo mais acurado na modelagem de contornos compostos apenas por segmentos de retas.

Considerando os resultados obtidos ao usar nuvem de pontos com diferentes densidades (Figura 6.17), é possível observar que o método foi capaz de modelar os contornos

independente da densidade. Em geral, os segmentos curvos foram corretamente modelados, incluindo os da edificação B9 que apresentam alta complexidade. Comparando os resultados das Figuras 6.17g e 6.17i, observa-se que a limitação do uso de uma nuvem com menor densidade está relacionada à reconstrução de pequenos detalhes, o que é natural, pois alguns detalhes da edificação podem ser perdidos no caso de uma amostragem com baixa densidade. De maneira geral, os resultados indicam a robustez do método proposto diante de nuvem de pontos com diferentes densidades.

Na Figura 6.18 é possível notar que a presença de vegetação próximo ao telhado da edificação pode causar oclusão parcial ou total (com perda de informação do telhado), ou até mesmo o agrupamento de pontos de vegetação na classe edificação. Nessas regiões, o resultado derivado do processo de regularização apresentou uma forma irregular. Apesar disso, o método foi capaz de modelar o contorno completo das edificações, apresentado resultados coerentes nas regiões onde não tem os problemas de oclusão apontados.

Em resumo, as análises qualitativa e quantitativa indicam que o método proposto pode ser usado para modelar diferentes tipos de contornos, incluindo contornos formados por segmentos curvos de diferentes complexidades.

CAPÍTULO 7

Conclusões e Recomendações

7.1 Síntese do trabalho

Esse trabalho abordou a extração e regularização de contornos de telhados de edificações, bem como as etapas preliminares relacionadas a detecção dos pontos amostrados sobre telhados: remoção de pontos espúrios, filtragem, crescimento de regiões e identificação dos agrupamentos de edificações. O trabalho também realizou uma breve descrição da geometria de aquisição relacionada ao sistema de varredura a LASER aerotransportado, e abordou algumas características da nuvem de pontos LiDAR. Visando a análise quantitativa, realizou-se uma breve descrição das métricas utilizadas no processo de validação dos resultados.

O foco da tese foi a extração e regularização automática de contornos de telhados de edificações a partir de dados LiDAR. Nesse contexto, dois problemas foram explorados. O primeiro refere-se à determinação adaptativa do parâmetro α , utilizado na extração de contornos de edificações a partir do algoritmo alpha-shape. O segundo relaciona-se à regularização de contornos no espaço tridimensional, englobando edificações compostas por segmentos de retas e curvos de diferentes complexidades.

Diante dos problemas mencionados, propôs-se uma nova abordagem para a extração e regularização de contornos de telhados de edificações, visando avaliar a seguinte hipótese:

“Considerando o conjunto de pontos LiDAR obtidos por um sistema de varredura a LASER instalado em uma plataforma aérea, têm-se que a influência da variação da densidade de pontos, na extração de contornos de edificações, pode ser minimizada com o uso da abordagem adaptativa para a estimação do parâmetro α . Além disso, o uso da abordagem iterativa do conceito CD-Spline juntamente com a análise estatística dos resíduos, pode contribuir na determinação automática do grau da função polinomial correspondente a cada segmento e na modelagem tridimensional de contornos de edificações formados por segmentos lineares e/ou curvos”.

No contexto da determinação adaptativa do parâmetro α , duas abordagens foram propostas, ambas baseadas no espaçamento médio entre os pontos. Na primeira, um valor de α é estimado para cada conjunto de pontos de edificação. Já na segunda, o parâmetro α é determinado ponto-a-ponto.

A regularização de contornos foi executada por meio do conceito de CD-Spline, a qual é diretamente influenciada pelas informações iniciais: contorno aproximado, pontos críticos e o grau da função polinomial usada para modelar cada segmento. Nessa tese, o contorno aproximado foi obtido usando a abordagem adaptativa do algoritmo alpha-shape. Os pontos críticos foram determinados usando o algoritmo *Douglas-Peucker*, seguido da generalização baseada em ângulos. Para determinar a função polinomial relacionada a cada segmento, uma abordagem iterativa da CD-Spline foi proposta.

Visando avaliar as metodologias propostas, dois conjuntos de dados LiDAR foram adotados nos experimentos. O primeiro se refere-se ao conjunto de pontos de Presidente Prudente/Brasil, o qual foi adquirido em três diferentes alturas de voo, gerando três nuvens de pontos com diferentes densidades. O segundo corresponde aos dados de Vaihingen/Alemanha, o qual é composto por cinco faixas com sobreposição de 30%, sendo todas obtidas com a mesma altura média de voo.

7.2 Conclusões e Recomendações

7.2.1 Conclusões

Na sequência é apresentada uma síntese relacionada às abordagens propostas, sendo destacados os pontos positivos e as limitações.

Estimação do parâmetro α por edificação

Pontos positivos:

- A abordagem proposta gerou resultados satisfatórios na extração de edificações, inclusive para edificações mais complexas composta por segmentos côncavo e convexo, e com bordas internas. Os valores médios de completeza, nível de acerto e *PoLiS* foram 95%, 99% e 0,27 m, respectivamente;
- Apresentou melhores resultados quando comparado com o uso de um único parâmetro α para toda a nuvem;
- A determinação de um parâmetro local permitiu contornar o problema relacionado a variação de densidade ao longo da nuvem de pontos LiDAR.

Limitação:

- A abordagem apresenta problemas na extração quando existe uma variação significativa de densidade sobre uma mesma edificação.

Estimação do parâmetro α ponto-a-ponto

Pontos positivos:

- A abordagem proposta apresenta resultados satisfatórios, mesmo diante de edificações com alta complexidade. Em termos de completeza e nível de acerto, o método apresenta resultados compatíveis com a abordagem que determina um parâmetro por edificação. Já o valor médio de *PoLiS* apresentou uma pequena melhora, 0,25 m contra 0,27 m;
- De modo geral, essa abordagem também apresentou melhores resultados quando comparado com o uso de um único parâmetro α ;
- A determinação de um parâmetro α ponto-a-ponto, permitiu minimizar os efeitos da variação de densidade ao longo da nuvem e ao longo da edificação.

Limitação:

- Inclusão de um novo parâmetro, o qual refere-se ao valor do raio (R) usado na delimitação da vizinhança. Apesar de ser uma limitação, os parâmetros de qualidade se mostraram invariantes no intervalo de raio de 1 m a 5 m.

Regularização usando a abordagem iterativa da CD-Spline

Pontos positivos:

- Os resultados foram invariantes aos valores adotados para os limares T_{dist} e nível de significância (β);
- Uma consequência natural do método é a determinação automática da ordem da curva que modela cada um dos segmentos que compõe as edificações;
- De maneira geral, o método apresentou bons resultados, tendo $F_{score} = 95,8\%$, $REMQ_X = 0,14$ m, $REMQ_Y = 0,11$ m, $REMQ_Z = 0,11$ m e $PoLiS = 0,30$ m. A partir da análise visual, observa-se que a maior parte dos segmentos foram corretamente modelados, inclusive segmentos mais complexos;
- Apresentou robustez na regularização de contornos composto por segmentos de retas e curvos, apresentado valor médio de $PoLiS = 0,24$ m e $PoLiS = 0,36$ m, respectivamente;
- Robustez na modelagem de contornos em conjunto de pontos com diferente densidade de pontos.

Limitações:

- O processo de regularização é diretamente influenciado pelo valor adotado para T_{ang} ;
- Dificuldade na modelagem dos contornos quando ocorre a oclusão por vegetação;
- O método apresenta dificuldade na identificação e modelagem de pequenos detalhes.

7.2.2 Recomendações

Como recomendações para trabalhos futuros, sugere-se:

- Explorar outras variantes do algoritmo alpha-shape no contexto da extração de contornos a partir de dados LiDAR;
- Realizar o refinamento do contorno obtido pelo algoritmo alpha-shape a partir de informações derivadas da própria nuvem de pontos LiDAR ou a partir de imagens aéreas;

- Aplicar o algoritmo alpha-shape adaptativo na extração de contornos de outros tipos de objetos, como por exemplo, vegetação e veículos;
- Fazer a integração dos dados LiDAR com imagens aéreas visando melhorar a acurácia do contorno das edificações e a identificação das possíveis áreas de oclusão de vegetação;
- Incluir um procedimento de identificação de pontos espúrios no contorno;
- Propor procedimento que permita determinar o parâmetro angular T_{ang} , de modo adaptativo, de forma a melhor determinar os pontos de quina para algumas edificações;
- Determinação de uma função peso, a qual possibilita ponderar a contribuição de cada ponto do contorno no processo de regularização a partir da CD-Spline;
- Analisar o custo computacional envolvido no método;
- Verificar o grau de automação do método considerando uma grande área (conjunto de quadras);
- Aplicar a metodologia em nuvens de pontos obtidas por técnicas fotogramétricas.

REFERÊNCIAS

- ACKERMANN, F. Airborne laser scanning – present status and future expectations. **ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing**, Stuttgart, v. 54, p. 64-67, 1999.
- ALBERS, B.; KADA, M.; WICHMANN, A. Automatic extraction and regularization of building outlines from airborne lidar point clouds. **The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**. Prague, Czech Republic, p. 555-560, 2016. DOI: doi.org/10.5194/isprsarchives-XLI-B3-555-2016.
- ASPRS – American Society for Photogrammetry & Remote Sensing **LAS Specifications, version 1.4 – R13**, Jul., 2013. Disponível em: <http://www.asprs.org/a/society/committees/standards/LAS_1_4_r13.pdf>. Acesso em 02 fevereiro de 2017.
- ATKINS, P.; JONES, L. **Princípios de química: questionando a vida moderna e o meio ambiente**. 3. ed. Porto Alegre: Bookman, 2006.
- AVBELJ, J.; MULLER, R.; BAMLER, R. A metric for polygon comparison and building extraction evaluation. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, v. 12, n. 1, p. 170-174, 2015. DOI: doi.org/10.1109/LGRS.2014.2330695.
- AWRANGJEB, M. Using point cloud data to identify, trace, and regularize the outlines of buildings. **International Journal of Remote Sensing**, v. 37, n. 3, p. 551-579, 2016. DOI: doi.org/10.1080/01431161.2015.1131868
- AXELSSON, P. DEM generation from LASER scanner data using adaptive TIN models. **International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 33, p. 110-117, 2000.
- BALTSAVIAS, E. P. Airborne laser scanning: basic relation and formulas. **ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing**, Amsterdam, v. 33, p. 199-214, 1999.
- BARTELS, R.; BEATTY, J. C.; BARSKY, B. A. **An Introduction to splines for use in computer graphics and geometric modeling**. Morgan Kaufmann, 1996, 476 p.
- BUJÁN, S.; FERREIRO, E. G.; BUENO, F. R.; FERNÁNDEZ, L. B.; CRECENTE, R.; MIRANDA, D. Land use classification from LiDAR data and ortho-images in a rural área. **The Photogrammetric Record**, v. 27, n. 140, 2012. DOI: doi.org/10.1111/j.1477-9730.2012.00698.x.
- CARRILHO, A. C.; and GALO, M. Extraction of building roof planes with stratified random sample consensus. **The Photogrammetric Record**, v. 33, p. 363-380, 2018.
- CARRILHO, A. C.; GALO, M.; SANTOS, R. C. Statistical outlier detection method for airborne lidar data. **International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences**, v. 42, n. 1, p 87-92, 2018. DOI: doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-1-87-2018.

CENTENO, J. A. S.; MITSHITA, E. A. Laser scanner aerotransportado no estudo de áreas urbanas: A experiência da UFPR. **Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, Florianópolis, 2007.

CRAMER, M. The DGPF test on digital aerial camera evaluation – overview and test design. **Photogrammetrie – Fernerkundung – Geoinformation**, p. 73-82, 2010. DOI: doi.org/10.1127/1432-8364/2010/0041

DAL POZ, A.; FAZAN, A. J.; CORREIA, L. S.; MARCATO, V. J. Automated building extraction: comparison of paradigms and examples. In: **6th International Symposium on Mobile Mapping Technology**, Presidente Prudente, São Paulo, Brazil, July 21-24, 2009a.

DAL POZ, A.; HABIB, A. F.; MARCATO, V. J.; CORREIA, L. S. Uso de dados fotogramétricos no refinamento geométrico de contornos de telhados de edifícios extraídos de dados LASER. **Boletim da Universidade Federal do Paraná**, v. 15, n. 3, p. 208-223, Curitiba, 2009b.

DAL POZ, A. Photogrammetric refinement of LiDAR-derived building roof contours. **International journal of image and data fusion**, v. 9, n. 3, p. 209-221, 2018. DOI: doi.org/10.1080/19479832.2018.1440438.

DOS SANTOS, D. R. **Extração semi-automática de edificações com análise do modelo numérico de elevações**. Dissertação de mestrado apresentada ao curso de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas da Universidade Estadual Paulista, Presidente Prudente, 2002.

DOUGLAS, D. H.; PEUCKER, T. K. Algorithms for the reduction of the number of points required to represent a line or its caricature. **The Canadian Cartographer**, v. 10, n. 2, 1973.

DU, S.; ZHANG, Y.; QIN, R.; YANG, Z.; ZOU, Z.; TANG, Y.; FAN, C. Building change detection using old aerial images and new LiDAR data. **Remote sensing**, v. 8, pp. 1-22, 2016. DOI: doi.org/10.3390/rs8121030.

EDELSBRUNNER, H.; KIRKPATRICK, D. G.; SEIDEL, S. On the shape of set of points in the plane. **IEEE Transactions on Information Theory**, v. IT-29, n. 4, p. 551-559, 1983.

EL-SHEIMY, N.; VALEO, C.; HABIB, A. **Digital terrain modeling: acquisition, manipulation and applications**. London: Artech House, 2005, 526 p.

EL-SHEIMY, N.; NIU, X. The promise of MEMS to the navigation community. **Inside GNSS**, v. 2, p. 46-56, 2007.

FERNANDES, V. J. M. **Extração de contornos de telhados de edifícios a partir da integração de imagem aérea de alta-resolução e dados laser, utilizando campos aleatórios de markov**. Tese de doutorado apresentada ao curso de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas da Universidade Estadual Paulista, Presidente Prudente, 2016.

GALO, M. **Notas de aula – Fotogrametria III**. Departamento de Cartografia. FCT – Unesp, Presidente Prudente – SP, 2019.

- GALVANIN, E. A. S.; DAL POZ, A. P. Extraction of building roof contours from LiDAR data using a Markov-Random-Field-Based approach. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 50, n. 3, p. 981-987, 2012.
- GAVANKAR, N. L.; GHOSH, S. K. Automatic building footprint extraction from high-resolution satellite image using mathematical morphology. **European Journal of Remote Sensing**, v. 52, n. 1, p. 182-193, 2018.
- GEHRKE, S.; MORIN, K.; DOWNEY, M.; BOEHRER N.; FUCHS, T. Semi-global matching: an alternative to LiDAR for DSM generation? **International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences**, v. 38, 2010.
- GROSS, H.; THOENNESSEN, U. Extraction of lines from laser point clouds. **International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences**, v. 36, p. 86-91, 2006.
- 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. **Proceedings of the XXI ISPRS Congress, Commission I**, Beijing - China, v.37, part B1, 2008.
- HE, Y.; ZHANG, G.; FRASER, C. S. An Energy minimization approach to automated extraction of regular building footprints from airborne LIDAR data. **ISPRS Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v. 3, p. 65-72, Zurich, 2014.
- HUTTENLOCHER, D. P.; KLANDERMAN, G. A.; RUCKLIDGE, W. J. "Comparing images using the Hausdorff distance". **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 15, n. 9, 1993.
- JENKS, G. F. Geographic Logic in Line Generalization. **Cartographica**, v. 26, n. 1, p. 27-42, 1989.
- JOCHEM, A.; HÖFLE, B.; RUTZINGER, M.; PFEIFER, N. Automatic roof plane detection and analysis in airborne LiDAR point clouds for solar potential assessment. **Sensors**, v. 9, n. 7, p. 5241-5262, 2009.
- JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied multivariate statistical analysis**. Upper Saddle River, NJ: Pearson Prentice Hall, 2007. 773p.
- JUNG, J.; JWA, Y.; SOHN, G. Implicit regularization for reconstructing 3D building rooftop models using airborne LiDAR data. **Sensors**, v. 17, p. 1-27, 2017. DOI: doi.org/10.3390/s17030621.
- KIM, C.; HABIB, A. Object-based integration of photogrammetric and LiDAR data for automated generation of complex polyhedral building models. **Sensors**, v. 9, p. 5679-5701, 2009.

KWAK, E.; HABIB, A. Automatic representation and reconstruction of DBM from LiDAR data using Recursive Minimum Bounding Rectangle. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 93, p. 171-191, 2014.

LARI, Z.; HABIB, A. Alternative methodologies for the estimation of local point density index: moving towards adaptive LiDAR data processing. **International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences**, v. 34, p. 127-132, 2012.

LEE, J.; HAN, S.; BYUN, Y.; KIM, Y. Extraction and regularization of various building boundaries with complex shapes utilizing distribution characteristics of airborne LiDAR points. **ETRI Journal**, v. 33, n. 4, 2011.

LESLAR, M.; WANG, J. G.; HU, B. A comparison of two new methods of outlier detection for mobile terrestrial LiDAR data. **The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v. 38, p. 78-84, 2010.

LINDGREN, B. W. **Statistical theory**. Collier Macmillan International Editions, 1976.

MAAS, H.; VOSSelman, G. Two algorithms for extracting building models from raw laser altimetry data. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 54, p. 153-163, 1999.

MANNO-KOVACS, A.; SZIRANYI, T. Orientation-selective building detection in aerial images. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 108, p. 94-112, 2015.

MAILLOT, Y.; ADAM, B.; MELKEMI, M. Shape reconstruction from unorganized set of points. **Campilho A., Kamel M. (eds) Image Analysis and Recognition. ICIAR 2010. Lecture notes in Computer Science**, v. 6111, p. 274-283. Springer, Berlin, Heidelberg, 2010.

MONGUS, D.; ŽALIK, B. Parameter-free ground filtering of LiDAR data for automatic DTM generation. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 67, p. 1-12, 2012. DOI: doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2011.10.002.

MOOD, A. M.; GRAYBILL, F. A.; BOES, D. C. **Introduction to the theory of statistics**. McGraw-Hill: Kogakusha, 1973.

MORSY, S.; SHAKER, A.; EL-RABBANY, A. Multispectral LiDAR data for land cover classification of urban areas. **Sensors**, v. 17, p. 1-21, 2017. DOI: doi.org/10.3390/s17050958.

MUJA, M.; LOWE, Q. **FLANN – Fast Library for Approximate Nearest Neighbours, Version 1.8.0**. Disponível em: <https://www.cs.ubc.ca/research/flann/>. Acesso em 11 junho de 2018.

Nações Unidas – Departamento de Assuntos Econômicos e Sociais. Disponível em: <https://www.un.org/development/desa/en/news/population/2018-revision-of-world-urbanization-prospects.html>. Acesso em 10 de dezembro de 2018.

- PIEGL, L. A.; TILLER, W. Least-Squares B-spline curve approximation with arbitrary end derivatives. **Engineering with Computers**. v. 16, p. 109-116, 2000.
- PRESLES, B.; DEBAYLE, J.; MAILLOT, Y.; PINOLI, J-C. Automatic recognition of 2D shapes from a set of points. **Kamel M., Campilho A. (eds) Image Analysis and Recognition. ICIAR 2011. Lecture notes in Computer Science**, v. 6753, p. 183-192. Springer, Berlin, Heidelberg, 2011.
- RAMIYA, A. M.; NIDAMANURI, R. R.; KRISHNAN, R. Segmentation based building detection approach from LiDAR point cloud. **The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences**, v. 20, n. 1, p. 71-77, 2017.
- RASHIDI, A.; BRILAKIS, I. Point cloud data cleaning and refining for 3D as-built modelling of built infrastructure. **Construction Research Congress**, p. 919-929, 2016. DOI: doi.org/10.1061/9780784479827.093
- REIS, T. T. **Estudo e implementação de técnicas de sincronismo de dispositivos para o georreferenciamento de imagens digitais**. Dissertação de mestrado apresentada ao curso de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas da Universidade Estadual Paulista, Presidente Prudente, 2009.
- SAMPATH, A.; SHAN, J. Building boundary tracing and regularization from airborne LiDAR point clouds. **International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 73, p. 805-812, 2007.
- SAMBERG, A. An Implementation of the ASPRS LAS Standard. **ISPRS Workshop on Laser Scanning and SilviLaser**, p. 363-372, Finlândia, 2007.
- SANTOS, R. C.; GALO, M. Classification of LiDAR data over building roofs using k-means and principal component analysis. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 24, n. 1, p. 69-84, 2018.
- SANTOS, R. C.; GALO, M.; CARRILHO, A. C. Building boundary extraction from lidar data using a local estimated parameter for alpha shape algorithm. **International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences**, v. 42, n. 1, 2018. DOI: doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-1-127-2018.
- SANTOS, R. C.; GALO, M.; CARRILHO, A. C. Extraction of building roof boundaries from LiDAR data using an adaptive alpha shape algorithm. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letter**, 2019a. DOI: doi.org/10.1109/LGRS.2019.2894098.
- SANTOS, R. C.; PESSOA, G. G.; CARRILHO, A. C.; GALO, M. Building detection from LiDAR data using entropy and the k-means concept. **International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences**, 2019b.
- SATARI, M. A Multi-resolution hybrid approach for building model reconstruction from LIDAR data. **The Photogrammetric Record**, v. 27, n. 139, p. 330-359, 2012.

- SHANNON, C. E. A mathematical theory of communication. **The Bell System Technical Journal**, v. 17, p. 379-423, 1948.
- SHEN, W. Building boundary extraction based on LiDAR point clouds data. **The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v. 37, p. 157-162, Beijing, China, 2008.
- SHEN, W.; WANG, G. Changeable degree spline basis functions. **Journal of Computational and Applied Mathematics**, v. 234, n. 8, p. 2516-2529, 2010.
- SHEN, W.; ZHANG, J.; YUAN, F. A new algorithm of building boundary extraction based on LIDAR data. **19th International Conference on Geoinformatics**, 2011.
- SITHOLE, G.; VOSSSELMAN, G. Experimental comparison of filter algorithms for bare-Earth extraction from airborne LASER scanning point clouds. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 59, p. 85-101, 2004.
- SOKOLOVA, M.; JAPKOWICZ, N.; SZPAKOWICZ, S. Beyond accuracy F-score and ROC: a family of discriminant measures for performance evaluation. **AI 2006: Advances in Artificial Intelligence**, p. 1015–1021, 2006. DOI: doi.org/10.1007/11941439_114.
- TOMMASELLI, A. M. G.; GALO, M.; REIS, T. T.; RUY, R. S.; MORAES, M. V. A.; MATRICARDI, W. V. Development and assessment of a data set containing frames images and dense airborne LASER scanning point clouds. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, v. 15, n. 2, p. 192-196, 2018. DOI: 10.1109/LGRS.2017.2779559.
- UZAR, M.; YASTIKLI, N. Automatic building extraction using LiDAR and aerial photographs. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 19, n. 2, 153-171, 2013.
- VOSSSELMAN, G.; MAAS, H. G. **Airborne and terrestrial laser scanning**. Whittles Publishing. 2010. 311 p.
- WEHR, A.; LOHR, U. Airborne laser scanning an introduction and overview. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, p. 68-82, 1999.
- WIEDEMANN, C.; HEIPKE, C.; MAYER, H.; JAMET, O. Empirical evaluation of automatically extracted road axes. **Empirical Evaluation Methods in Computer Vision**, Ed. Bowyer. IEEE Computer Society Press, p. 172-187, 1998.
- WEINMANN, M.; JUTZI, B.; HINZ, S.; MALLET, C. Semantic point cloud interpretation based on optimal neighborhoods, relevant features and efficient classifiers. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 105, p. 286-304, 2015.
- WEINMANN, M.; MULLER, M. S.; HILLEMANN, M.; REYDEL, M.; HINZ, B., JUTZI, B. Point cloud analysis for UAV-borne laser scanning with horizontally and vertically oriented line scanners – concept and first results. **International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences**, v.42, n. 2, p. 399-406, 2017.

XIE, L.; ZHU, Q.; HU, H.; WU, B.; LI, Y.; ZHANG, Y. Hierarchical regularization of building boundaries in noisy aerial laser scanning and photogrammetric point clouds. **Remote Sensing**, v. 10, 2018. DOI: doi.org/10.3390/rs10121996

XU, J.; WAN, Y.; Yao, F. A method of 3D building boundary extraction from airborne LIDAR points cloud. **2010 Symposium on Photonics and Optoelectronics**, p. 1-4, Chengdu, 2010.

ZHAO, Z.; SAALFELD, A. Linear-Time Sleeve-Fitting Polyline Simplification Algorithms. **Proceedings AutoCarto 13**, p. 214-223, Seattle, Washington, 1997.

ZHANG, X.; GENG, J. Building reconstruction from airborne laser altimetry points cloud data set based on invariant moments. **Geomatics and Information Science of Wuhan University**, v. 31, p.168–171, 2006.

ZHANG, J.; LIN, X. Filtering airborne LiDAR data by embedding smoothness-constrained segmentation in progressive TIN densification. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, p. 44-59, 2013.