

DOI:10.16356/j.1005-2615.2020.06.018

## 一种基于倾斜影像线特征的三维模型优化方法

曹 林, 王光霞, 王玮琦, 郭迎刚

(信息工程大学地理空间信息学院, 郑州, 450001)

**摘要:** 针对基于点云构建的建筑物模型通常存在的表面凹凸不平、边缘锯齿等现象, 以及建筑物模型中存在的视觉效果不佳的问题, 本文提出了一种基于倾斜影像三维线特征约束的三维模型优化方法。该方法以重叠区域为依据对线段进行质量评估与筛选。然后采用选权迭代思想对三维线段进行择优重构, 以三角网为单元进行平面拟合与模型表面的纠正与优化, 以三维线段为辅助对模型边缘的三角网进行纠正与优化。采用无人机倾斜摄影数据进行实验, 将本文方法与 Poisson 表面重建方法进行了比较, 结果表明本文方法有效地消除了平面凸包和边缘锯齿, 边缘精度优化至 1 像素以内, 平面精度优化至 0.5 像素, 模型总体精度比 Poisson 表面重建方法提升了近 1 倍。此外, 对比现有的完全基于点云模型重建算法, 本文方法极大地改善了模型的视觉效果, 保持了三维模型平面与边缘的特征, 模型的边缘和表面精度都得到了提升。

**关键词:** 倾斜摄影测量; 线特征; 三角网; 模型优化; 边缘优化

中图分类号: P228

文献标志码: A

文章编号: 1005-2615(2020)06-0980-09

## A 3D Model Optimization Method Based on Line Features of Oblique Images

CAO Lin, WANG Guangxia, WANG Weiqi, GUO Yinggang

(School of Geospatial Information, Information Engineering University, Zhengzhou, 450001, China)

**Abstract:** Models that are built based on point cloud construction usually have uneven surfaces and jagged edges. Aiming at the problem of poor visual effect of these models, this paper proposes a three-dimensional (3D) model optimization method based on the three-dimensional line feature constraint of oblique photography. First, based on the overlapping area, the quality evaluation and screening of the line segments are carried out. Second, the three-dimensional line segments are optimally reconstructed based on the iteration method with variable weights. Finally, the plane fitting and the correction and optimization of the model surface are obtained based on the triangulation, and the 3D lines are used to correct and optimize the triangulation at the edge of the building. The method is compared with the Poisson surface reconstruction method. The results show that the proposed method effectively eliminates planar convex hull and edge sawtooth; the edge precision is optimized to within one pixel, and the plane precision is optimized to 0.5 pixels. The overall accuracy of the model is nearly double of that the Poisson surface reconstruction method. Compared with the existing surface reconstruction algorithms of based on point cloud features, the proposed method greatly improves the visual effect of the model, maintains the features of the 3D model plane and edge, and improves the edge and surface accuracy of the model.

**Key words:** oblique photogrammetry; line feature; triangulation; model optimization; edge optimization

**基金项目:** 国家重点研发计划(2017YFB0503500)资助项目。

**收稿日期:** 2020-05-12; **修订日期:** 2020-11-20

**通信作者:** 王光霞, 女, 教授, 博士生导师, E-mail: wangguangxia2011@163.com。

**引用格式:** 曹林, 王光霞, 王玮琦, 等. 一种基于倾斜影像线特征的三维模型优化方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2020, 52(6): 980-988. CAO Lin, WANG Guangxia, WANG Weiqi, et al. A 3D model optimization method based on line features of oblique images[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2020, 52(6): 980-988.

现有三维模型重建算法得到的三维模型大都存在表面网格起伏、边缘锯齿等视觉效果不理想的情况<sup>[1]</sup>,其原因在于,无论数据来源是由三维激光扫描仪获取还是由摄影测量图像匹配生成,现有算法大多以点云数据为基础进行表面三角网的重建<sup>[2]</sup>,而点云疏密程度不均匀的特点导致现有方法构建出的三角网出现孔洞以及孤岛现象,因此不可避免地存在模型边缘过于平滑、主体框架不够规整等现象,未能体现真实建筑物模型规整平直的特征<sup>[3]</sup>。因此,如何利用影像匹配得到的三维点云数据构建出与真实场景一致的高精度表面模型是目前摄影测量和计算机视觉的研究方向之一<sup>[4]</sup>。

对由点云构建的物方三角网进行优化处理,可以进一步提高重建模型的精度和视觉效果<sup>[5-8]</sup>。目前在三角网优化问题上,国内外许多学者提出了众多方法,极大地推动了三角网优化技术的发展<sup>[9-11]</sup>。有人致力于通过半规则化网格或并行简化网格的方法优化网格的拓扑结构,使其能够提高模型的渲染速度和增大压缩率<sup>[12]</sup>;也有人三角网进行剖分,使其三角面形状更加规则,与真实三维目标几何一致性误差更小,以达到优化三角网和模型的目的<sup>[13]</sup>;还有人基于影像信息利用各种能量函数和平滑项对二维三角网进行优化<sup>[14]</sup>。

现有优化算法大多仅基于密集匹配后的特征点进行三角网优化处理而忽略了线特征的作用<sup>[15]</sup>。线特征是描述目标结构、组成图像像素的基本特征之一,且对噪声干扰不敏感,在城市建筑物等具有丰富人造结构的目标场景中,线特征由于其自带的几何和语义特征,结构稳定性高,在描述目标结构和轮廓方面拥有比点特征更突出的优势<sup>[16]</sup>。因此,合理运用线特征对物方三角网进行优化处理,可以更好地改善三维模型的边缘与平面的视觉效果,体现平面的平整光滑与边缘的锐利平直,提高三维模型精度<sup>[17]</sup>。

针对当前建筑物三维模型中存在的视觉效果不佳以及模型优化方法有待加入线特征辅助的问题,以能够获取建筑物立面特性的倾斜影像为基础,文章提出了一种以倾斜摄影三维线特征为辅助的建筑物三维模型优化方法。

## 1 整体思路

本文方法包括以下几个关键环节:(1)数据处理<sup>[18]</sup>,本部分主要依赖开源代码完成,为现有方法的复现;(2)三维线段的重构;(3)模型平面的优化;(4)模型边缘优化。本文主要对其中的三维线段重构、平面优化和边缘优化展开研究。三维线段

重构利用三维线特征之间的重叠区域,设计了重投影误差对线段进行质量评估与筛选,采用选权迭代法择优选取多视场景下各影像上的同名线段并进行三维重构;模型平面优化以物方三角网的每个三角面片为基础进行平面的拟合和优化处理;模型边缘优化在模型边缘附近寻找三维线段作为基准线,筛选基准线附近的物方三角网格顶点,并以基准线为辅助对可纠正顶点完成边缘的优化与纠正。方法流程如图1所示。

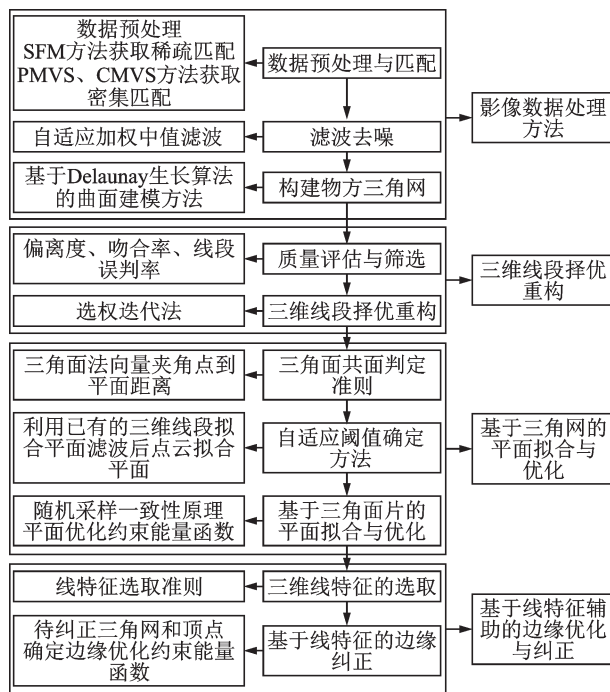


图1 基于线特征的三维模型优化方法流程

Fig.1 Flow chart of 3D model optimization method based on line features

### 1.1 基于影像数据的三维重建过程

对数据进行相机检校、影像重采样、匀光匀色等预处理步骤后,采用对图像尺度、旋转、光照和变形适应能力强的SIFT(Scale-invariant feature transform)算子提取点特征,使用SFM(Structure from motion)方法进行相机位姿估计以及稀疏点云的重建,然后利用CMVS(Clustering multi-view stereo)、PMVS(Patch-based multi-view stereo)密集匹配方法在此基础上进行密集点云的重建。对密集点云进行滤波去噪后采用基于Delaunay生长算法的曲面建模方法来构建物方三角网,将点云转化为可用数学方式表达的三维表面网格模型。

### 1.2 三维线段重构

以线特征为辅助进行三维模型的优化的基础在于高精度且稳健的三维线段。然而,由于不同影像上提取的线段长度和结构不同,现有的线特征三

维重构方法,如平面相交法,无法保证所有二维线段与像主点构成的平面在三维空间中交于一条线段,三维直线的端点也难以确定,重构线段完整性、稳健性和线段精度之间的矛盾很难解决,如图2所示。因此本文利用重叠区域对线段进行质量评估与筛选,将选权迭代思想用于线特征的三维重构过程,获取稳健、高精度且完整的三维线段。图2中 $C_i, C_j$ 分别为2个摄站点; $l_m^i, l_m^j$ 分别为两平面上2条二维线段; $l$ 为空间三维直线; $H_{m,m}^{i,j}$ 为理论上两条二维线段在三维空间构成的三维线段; $M, N$ 为其两端点; $h_{m,m}^{i,j}$ 为实际上 $l_m^i$ 在三维直线 $l$ 上的投影,  $A, B$ 为其两端点; $h_{m,m}^i$ 为实际上 $l_m^i$ 在三维直线 $l$ 上的投影,  $C, D$ 为其两端点。

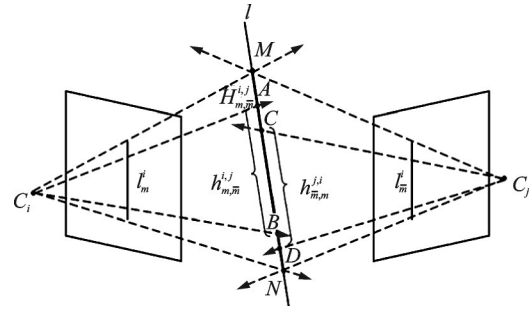


图2 平面相交法

Fig.2 Plane intersection method

1.2.1 线段质量评估与筛选

首先,采用文献[19]中的改进多尺度自适应LSD(Line segment detector)线特征提取算法进行二维线特征提取,将三维线段有成像的像片数作为可靠性的判定标准,称为重现度。线段重现度越高,所重构出的三维线段越可靠。对于仅在两张影像上有对应成像且近似在两像主点所成对极平面上的三维线段,判定其可靠性低,予以剔除。

将重叠区域的概念扩展到三维线特征,如图3所示。图3中, $S_1, S_2$ 为2个摄站点; $I_1, I_2$ 为2张像片; $m_1, m_2$ 分别为 $I_1, I_2$ 上的2条线段; $m$ 为三维线段; $A, B$ 为 $m_1$ 两端点在 $m$ 上的投影点; $C, D$ 为 $m_2$ 两端点在 $m$ 上的投影点。将所有二维线段投影到三维线段上。取内侧距离最近的两点之间区域为重叠区域,将三维线段重叠区域反投影至各二维影像,以反投影线段与参与重构的二维线段之间的重投影误差 $E$ 作为评估二维线段质量的标准。重投影误差 $E$ 用3个指标:偏离度 $E_1$ 、吻合度 $E_2$ 和判误率 $E_3$ 共同表示。

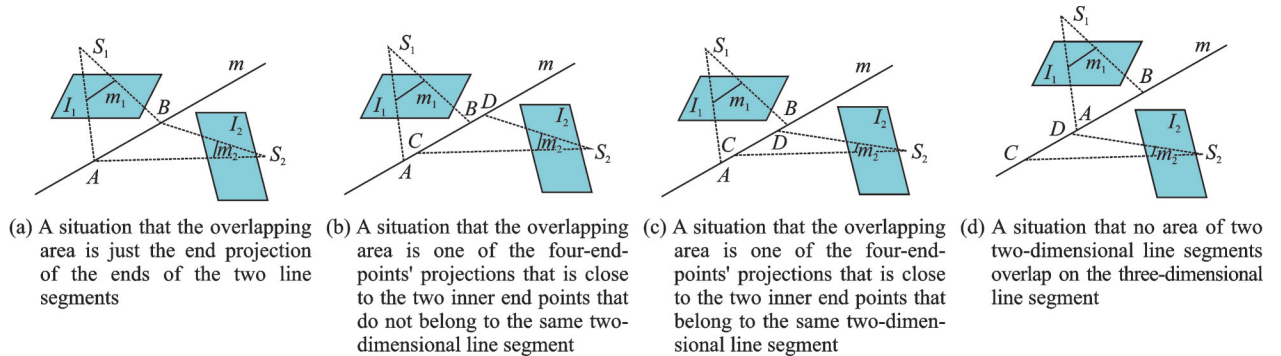


图3 三维线段重叠区域

Fig.3 3D line segment overlap area

偏离度:表征重投影线段 $l'$ 和二维线段 $l$ 矢量方向的偏离程度,用两者夹角 $\alpha$ 表示,即 $E_1 = \alpha$ 。

吻合度:表征重投影线段 $l'$ 和二维线段 $l$ 之间的重叠程度,取 $l'$ 两端点和中点到 $l$ 的距离 $d_1, d_2, d_3$ 的和表示。为避免重投影误差的计算受到尺度变形的影响,取反投影线段 $l'$ 长度 $d'$ 的倒数作为尺度变换因子 $\lambda$ 加入吻合度的计算,即 $E_2 = (d_1 + d_2 + d_3)/d'$ 。

误判率:三维重构过程中,长度越长的二维线段自身的几何和属性信息越丰富,对于线段三维重构的贡献越大。将二维线段长度与反投影线段的长度比作为判误率的指标 $E_3$ 加入重投影误差的计算中,即 $E_3 = d/d'$ 。

最终的重投影误差用偏离度、吻合度和判误率

之和共同表示,即 $E = E_1 + E_2 + E_3$ ,重投影误差越小,对应二维线段的成像质量越好,用该线段重构出的三维线段精度和可靠性越高。

1.2.2 基于选权迭代的三维线段择优重构

选权迭代法的基本思想是通过降权的方式不断迭代,充分利用有用信息,限制利用可疑信息,设法排除有害信息,进而达到观测数据的充分利用以及保证平差结果的正确性。线段三维重构过程中,由于二维线段本身质量各不相同,质量较差的二维线段会影响三维线段的重构,因此本文将选权迭代的思想应用于三维线段的择优重构过程,选取公认为适合测量计算的经典IGG(Institute of geodesy and geophysics)权函数用于选权迭代,IGG权因子为



$$\tilde{w}_{y,i} = \begin{cases} 1 & |\hat{e}_{y,i}/\hat{\sigma}_1| \leq k_0 \\ \frac{k_0}{|\hat{e}_{y,i}/\hat{\sigma}_1|} & k_0 < |\hat{e}_{y,i}/\hat{\sigma}_1| < k_1 \\ 0 & |\hat{e}_{y,i}/\hat{\sigma}_1| \geq k_1 \end{cases} \quad (1)$$

$$\tilde{w}_{A,i} = \begin{cases} 1 & |\hat{e}_{A,i}/\hat{\sigma}_2| \leq k_0 \\ \frac{k_0}{|\hat{e}_{A,i}/\hat{\sigma}_2|} & k_0 < |\hat{e}_{A,i}/\hat{\sigma}_2| < k_1 \\ 0 & |\hat{e}_{A,i}/\hat{\sigma}_2| \geq k_1 \end{cases}$$

式中  $k_0, k_1$  为常数(通常取  $k_0=1.5, k_1=2.5$ )。

以重投影误差作为选权迭代法中线段权值判定的依据,线段的重投影误差越大,二维线段的质量和可靠性越低,权值越低;质量越好的线段,其权值越高。将质量评估中表现较差的二维线段视为粗差,在迭代平差过程中逐渐降低它的权值,随着迭代平差的进行,质量较好的线段权值不断增大,质量较差的线段权值不断降低,最终达到平差结果中仅含有质量较高的二维线段、排除质量较差二维线段干扰的目的,重构出稳健、高精度的三维线段。

### 1.3 基于三角网的平面拟合与优化

#### 1.3.1 基于三角面片的平面拟合

随机采样一致性算法(Random sample consensus, RANSAC)<sup>[20]</sup>作为一种有效的稳健估计算法,在特征匹配、平面估计等领域得到了广泛应用。其通过随机抽样剔除局外点即粗差的影响,构建一个仅由局内点数据组成的样本子集。算法通常首先针对具体问题设计出判定准则,利用该判定准则依次迭代剔除不符合参数要求的数据,然后通过正确的数据集估计最终参数。它要求在一定的置信概率下,支撑样本子集的最小抽样数  $M$  与至少取得一个完全由内点构成的子集的概率  $P$  满足如下关系

$$P = 1 - (1 - (1 - \epsilon)^m)^M \quad (2)$$

式中:  $\epsilon$  为数据错误率;  $m$  为计算模型参数所需最小数据数。

然而现有方法利用随机采样一致性算法进行平面估计时,大多不加区分地对所有点进行样本估计,不但计算量大且容易受到误差干扰。本文的物方三角网是在密集匹配点云的基础上进行滤波去噪处理后重建出的 Delaunay 三角网,不仅网形合理准确,自身也包含了互相邻近的物方点之间正确的拓扑关系,而正确的拓扑关系可以有效地揭示点云数据集中隐含的物体表面的形状和拓扑结构。

因此,本文结合随机采样一致性思想以物方三角网为基础对建筑物表面进行平面拟合。其基本流程如下:选取三角网中的某一三角面元作为参考面元,其余三角面元为待搜索集合。在待搜索集合中从邻接三角面元开始,由近及远依次按照一定准

则判定其他三角面元是否与参考面元共面。若共面则将该面元加入内点集并将其从剩余待搜索集合中剔除,若不共面则直接将其从剩余待搜索集合中剔除,继续进行下一个面元的判定。由式(2)可知,样本数据错误率越低,至少取得一个完全由内点构成的子集的概率越高,所需抽样次数越少;而经过滤波处理后点云中粗差点已被剔除,由其构建的三角网可视为数据错误率较低的样本。因此,在随机采样得到一定数量的满足阈值条件的内点集后即可终止采样和迭代过程,提高算法效率。

为获取稳健的平面拟合结果,本文方法并没有直接采用内点数最多的集合进行平面拟合,而是以对应内点数最多的3个参考面元的9个顶点为基础进行最小二乘平面拟合,获取最终基准面。如图4所示,其中深红色面元为参考面元,浅红色面元为与参考面元共面的“内点”面元,黄色面元为“外点”面元。

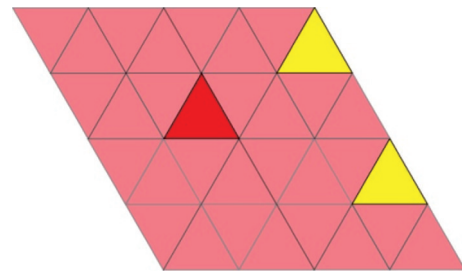


图 4 基于三角面元的平面拟合

Fig.4 Planar fitting based on triangular surface elements

#### 1.3.2 判定准则和自适应阈值的设计

本文算法中用于决定两三角面元是否共面的判定准则尤为关键,用于分割内点和外点的阈值也至关重要。由于本文的建模对象为城市建筑物,城市建筑物大多具有规则的几何形状,在不考虑进一步精细化建模的前提下,模型表面通常可直接视为平整的平面。共面的物方三维点满足如下方程

$$ax + by + cz = d \quad (3)$$

式中:  $(x, y, z)$  为平面上点的物方空间坐标;  $(a, b, c)$  为平面的单位法向量且满足  $a^2 + b^2 + c^2 = 1$ ;  $d$  为坐标原点到该平面的距离。

本文以参考面元与搜索面元单位法向量夹角以及坐标原点到两面元距离差  $\Delta d = |d_1 - d_2|$  作为是否共面的判定准则,两面元共面需满足以下条件:(1)两面元法向量平行,(2)坐标原点到两面元距离相等。

取阈值  $\delta$  近似作为判定准则的容忍值。 $\delta$  包括法向量夹角阈值  $\delta_1$  和点到平面距离阈值  $\delta_2$  两方面。当两面元法向量夹角小于  $\delta_1$  且坐标原点到两面元距离差小于  $\delta_2$  时,该搜索面元被划为内点,否则为外点。距离阈值  $\delta_2$  的选择尤为重要,  $\delta_2$  过小会剔除掉本应被选择的有效点,造成平面范围缩小;  $\delta_2$  过大会增大平面的腐蚀作用。本文采用一种自适应

的阈值确定策略,将重构出的高精度、稳健性强的三维线段视为建筑物边缘有实际意义的三维体现,利用三角网周围一定邻域内的三维线段构建平面并以三角网到该平面距离的标准差作为距离阈值 $\delta_2$ ,无须人为设定参数阈值,降低了工作量的同时提高了算法的自动化程度。

### 1.3.3 基于平面拟合的三角面片优化

理论上,模型表面上所有点都应该在前文拟合出的基准面上。因此,将基准面附近三角网的顶点向该基准面做垂直投影,在每次迭代优化的过程中,通过基准面的约束,驱动三角网顶点沿投影方向向基准面移动,使匹配代价达到最小,实现网格的优化,获得由三角网构成的平整平面。如图5所示,基准面 $N$ 附近的三角格网点 $P$ 沿投影线方向被纠正到基准面 $N$ 上成为点 $P'$ ,其约束能量函数如下

$$E_s = \sum_{i=1}^m (P_i - P'_i) \quad P_i \in \{R\} \quad (4)$$

式中: $P_i$ 为待纠正格网点坐标; $P'_i$ 为该点在基准面上的投影点坐标; $m$ 为待纠正三角网顶点数; $R$ 为待纠正三角网顶点集合,对于不可纠正的点,其能量函数值为0。

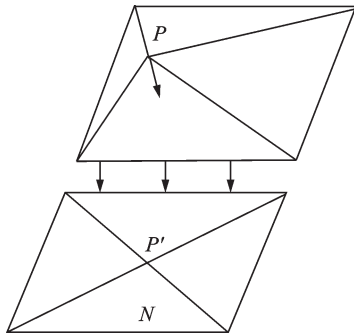


图5 三角网平面优化

Fig.5 Triangulation plane optimization

### 1.4 三维线特征辅助的三角面片模型边缘优化

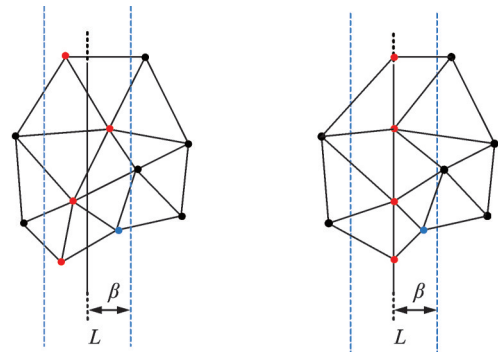
将重建出的三维线段视为实际目标地物边缘的三维体现,则该三维线段应位于三角网一定的邻域范围内,距离越近的三维线段其可靠性越高。在三角网周围一定邻域内搜索三维线段或三维线段的延长线,将其作为边缘三角网纠正的基准线;若有多条线段,则选择三角网顶点投影距离最小的线段作为基准线;若无三维线段,则手动在模型上选择两点确定一条基准线,选点精度应控制在1像素之内。

确定待纠正三角网格后,为了保证纠正后的三角网内不出现狭长三角形,三角网的3个顶点可同时被纠正,但不可被纠正到同一三维线段上。当三角网格的3个顶点仅能纠正到同一三维线段上时,将该三角网格中距离三维线段最远的顶点从待纠正点集中剔除,保证三角网网形。设待纠正三角格

网点集合为 $\{R\}$ ,定义边缘纠正的能量函数如下

$$E_l = \sum_{i=1}^n (p_i - q_i) \quad p_i \in \{R\} \quad (5)$$

式中: $p_i$ 为待纠正格网点坐标; $q_i$ 为该点在距离其最近的三维线段上的投影点坐标; $n$ 为三角网顶点数,对于难以纠正的格网点,其能量函数一律设为0。如图6所示,黑色粗线 $L$ 为三维基准线,为减少线段端点定位误差的影响,将其两端各自延长一定长度, $\beta$ 为距离阈值。黑色点为不满足阈值条件、难以纠正的格网点,红色点为满足阈值条件约束的三角网格的待纠正格网点;其中最左上方的红色点为不在基准线距离阈值范围内但在基准线延长线距离阈值范围内的待纠正格网点,蓝色点为满足阈值条件约束、属于待纠正三角网格,但为了保证纠正后网形而被剔除的格网点。将三角网格的顶点向该基准线做垂直投影。在每次迭代优化的过程中,通过三维线段的约束,驱动线段附近的三角网顶点沿投影方向向基准线移动,使匹配代价达到最小,获得优化后由边缘附近三角网顶点组成的平直边缘。



(a) Network before the optimization of edge triangulation (b) Network after the optimization of edge triangulation

图6 边缘三角网优化前后对比

Fig.6 Comparison of triangulations before and after edge triangle optimization

## 2 实验验证与分析

为验证本文方法的有效性,对同样实验环境下将本文方法与适合摄影测量点云构网的传统Poisson表面重建方法构建出的建筑物三维模型进行了视觉效果对比;对重构出的三维线段的精度进行了实验验证;采用无人机搭载RIEGL三维激光扫描系统对测区进行了扫描,以此获取的建筑物点云作为真实模型,将本文方法和Poisson表面重建算法与真实模型进行了分析比较,以模型边缘的平直度和模型表面的平整度作为量化评价指标对本文方法在提高模型精度方面的有效性进行了验证;将文章优化方法、Delaunay三角网格表面构建方法、Poisson重建算法的耗时进行了记录和对比,验证了本文方法的优化效率。



实验条件如下:硬件条件,英特尔酷睿 i7、主频 2.6 GHz 8 核,内存 32 GB,显卡为 4 GB 英伟达 QuadroK2200。软件条件,Win10 64 bit 系统、VC++2015、opencv 2.4.3、GDAL1.8 64 bit。实验环境:实验区域内共有高层楼房 17 栋(20 层以上),低层楼房 8 栋,门面房 30 多个,有效提取和重建出的三维线段 1 358 条,参与优化的三角面元比例为 20.3%。

### 2.1 模型优化视觉效果对比

将本文方法与 Poisson 表面重建方法构建出的

建筑物三维模型的平面以及边缘进行了对比实验。由于可用数据条件和时间的限制,未进行大规模的实验验证,仅对某区域建筑物点云进行了实验。此外,由于本文研究重点在于平面和边缘三角网细节的优化,且由于线段提取和匹配导致的三维线段分布不均衡,并非所有平面和边缘均可被优化,因此仅选取部分模型进行放大效果展示。优化前后对比如图 7—10 所示,图中红色点为三维边缘线段的端点。

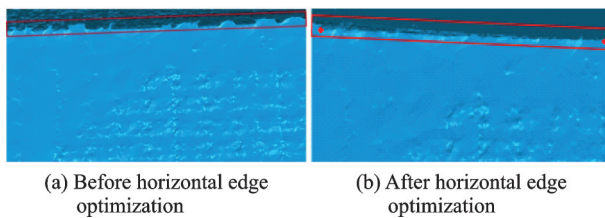


图 7 水平边缘优化

Fig.7 Horizontal edge optimization

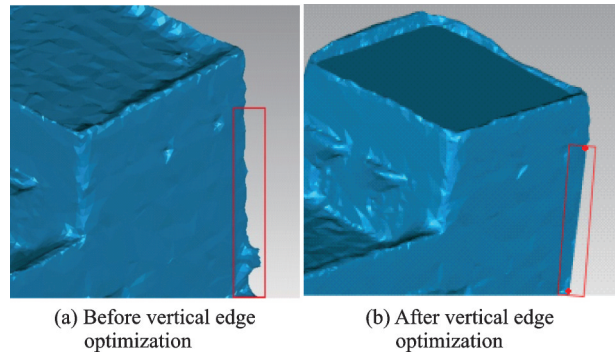


图 8 垂直边缘优化

Fig.8 Vertical edge optimization

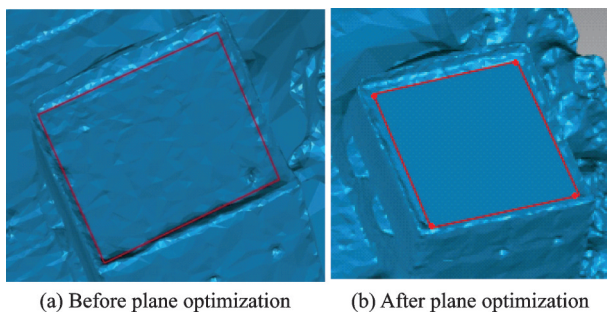


图 9 平面优化

Fig.9 Plane optimization

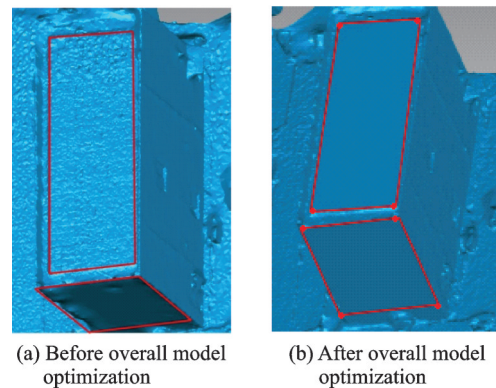


图 10 模型整体优化

Fig.10 Overall model optimization

### 2.2 三维线段重构精度验证

精确而稳健的三维线段是本文方法模型优化的基础。为验证文章提出的基于选权迭代的三维线段重构方法的有效性,分别选取

10 条垂直、水平和倾斜三维线段。将三维线段反投影回二维图像,按照本文定义的重投影误差计算方式进行解算,结果如表 1 和图 11 所示。

表 1 三维线段重投影误差对比

Table 1 3D line segment re-projection error comparison

三维线段	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
垂直线段	0.92	0.89	0.93	0.88	0.87	0.91	0.90	0.93	0.94	0.92
水平线段	0.91	0.91	0.90	0.88	0.85	0.84	0.89	0.86	0.91	0.90
倾斜线段	1.22	1.20	1.19	1.18	1.15	1.20	1.19	1.21	1.17	1.19

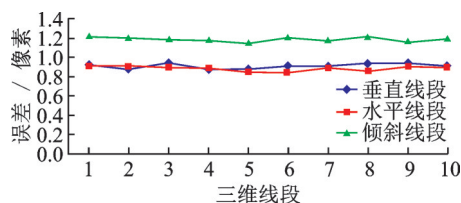


图 11 三维线段重投影误差精度

Fig.11 3D line segment re-projection error accuracy

### 2.3 模型优化精度验证

本文采用无人机搭载 RIEGL 三维激光扫描系统对测区进行了扫描,扫描得到的点云分辨率达到 5 cm,以此获取的分布均匀建筑物点云作为真实模型。将本文方法和 Poisson 表面重建算法与真实模型进行了分析比较。分别从两种方法所得模型上

选取两条水平边缘和竖直边缘,在每条边缘上手动选取6个点,计算各条边缘上选取的点到激光点云拟合边缘的距离。以距离的标准差作为模型边缘“平直度”的评价指标,以距离均值作为优化模型边缘精度的评价指标。同理,分别从两种方法所得模型上选取两个水平面和竖直面,在每个平面上手动选取10个点,计算各个面上选取的点到激光点云

拟合平面的距离。以距离的标准差作为模型表面“平整度”的评价指标,以距离均值作为优化模型平面精度的评价指标。规定以点云拟合的边缘和平面为基准,背离模型方向距离为正,相反方向为负,距离单位为cm。边缘统计结果如表2所示。

图12为两种模型各自选取其中一条水平和竖直边缘进行结果的展示。

表2 边缘优化结果对比

cm

边缘	1	2	3	4	5	6	均值	最大值	标准差
本文方法水平边缘1	3.532	4.081	4.126	3.987	5.036	3.852	4.102	5.036	0.505
本文方法水平边缘2	3.863	4.532	4.193	4.021	3.761	3.543	3.986	4.532	0.348
Poisson方法水平边缘1	1.246	6.032	2.324	13.561	4.432	11.742	6.556	13.561	5.037
Poisson方法水平边缘2	12.423	3.424	10.324	1.983	5.692	1.537	5.897	12.423	4.532
本文方法竖直边缘1	3.974	4.502	4.593	4.351	5.535	4.212	4.528	5.535	0.540
本文方法竖直边缘2	4.235	4.173	4.761	3.974	5.235	4.921	4.550	5.235	0.495
Poisson方法竖直边缘1	12.535	7.325	2.246	14.352	6.353	1.325	7.356	14.532	5.277
Poisson方法竖直边缘2	1.295	7.424	13.982	1.535	7.372	11.425	7.172	13.982	5.116

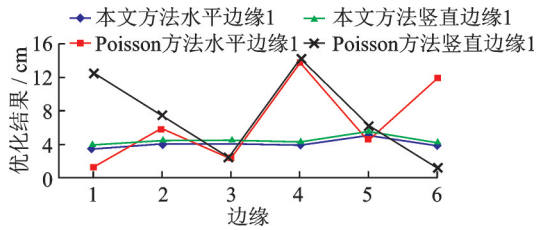


图12 边缘优化结果

Fig.12 Edge optimization results

平面统计结果如表3所示。图13为两种模型各自选取其中一个水平和竖直平面进行结果展示。

本文方法总体模型到真实点云模型的距离均值为3.245cm,Poisson算法所得总体模型到真实点云模型距离均值为5.429cm。

表3 平面优化结果对比

cm

平面	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	均值	最大值	标准差
本文方法顶面1	2.536	2.341	2.824	1.922	1.892	2.428	3.022	2.529	2.491	2.272	2.426	3.022	0.351
本文方法顶面2	2.482	2.492	1.836	2.183	2.853	3.017	2.336	2.805	1.982	2.742	2.473	3.017	0.391
Poisson方法顶面1	2.824	6.292	1.482	5.991	1.294	8.252	4.924	1.972	8.914	1.062	4.301	8.914	2.966
Poisson方法顶面2	1.083	8.024	1.035	6.252	8.326	1.532	6.025	1.382	7.271	2.094	4.302	8.326	3.122
本文方法侧面1	2.342	2.974	1.972	2.742	2.401	3.021	1.842	1.951	2.384	2.783	2.441	3.021	0.430
本文方法侧面2	2.835	1.946	2.084	3.126	2.942	1.963	2.532	2.234	2.872	3.001	2.554	3.126	0.460
Poisson方法侧面1	7.927	1.382	7.262	0.897	7.942	1.257	9.258	1.385	8.372	2.294	4.798	9.258	3.586
Poisson方法侧面2	2.724	9.252	2.115	8.213	0.231	7.146	1.217	8.251	2.146	8.256	4.955	9.252	3.541

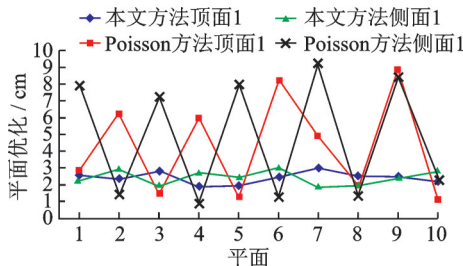


图13 平面优化结果

Fig.13 Plane optimization results

2.4 算法效率对比

在同样的计算机配置下,分别对文章优化方法、Delaunay三角网格表面构建方法、Poisson重建算法的效率进行了记录和对比,结果如表4所示。

表4 算法效率对比

min

表面重建方法	本文方法	Delaunay三角网格表面构建方法	Poisson重建算法
耗时	26	23	28

2.5 实验分析

(1)从视觉效果对比图可以看出,无论是水平还是竖直的边缘和平面,本文方法都可以明显消除目前Poisson算法重建模型中存在的边缘锯齿、表面凸包以及凹凸不平现象。优化后的建筑物边缘平直锐利、表面平整,符合建筑物边缘和平面的实际特征。这是由于文章以从倾斜影像中重构出的

各方向高精度三维线段为辅助,将平面内三角网顶点“抹平”,边缘处的三角网顶点“拉直”,使得模型表面符合共面特征,边缘符合共线特征,达到优化模型视觉效果的目的。

(2)从表1和图11可以看出,本文方法择优重构出的三维线段精度较高,其中水平和竖直线段的重投影误差小于1像素。这是由于本文方法采用基于选权迭代的三维线段择优重构方法,提高了三维线段的精度;倾斜线段重投影误差高于1像素。这是由于线段多视特征提取时倾斜线段在不同视角的影像上变化较大因而导致重建精度偏低,但最高重投影误差仅1.22像素,可用于模型优化。

(3)从表2和图12可以看出:一方面,无论对于水平或垂直边缘,本文方法的边缘距离均值均小于5 cm,说明在分辨率为5 cm的情况下,本文方法均可将模型的边缘精度优化至1像素之内,而Poisson算法的模型边缘精度均大于1像素。其中水平边缘精度略高于垂直边缘,这主要是由于LIDAR(Light detection and ranging)数据对建筑侧面点云获取能力较弱,导致侧面边缘精度较低。另一方面,本文方法模型的边缘距离标准差仅0.5 cm左右,远低于Poisson算法模型的边缘距离标准差(5 cm),同时本文方法模型边缘距离最大值与均值较为接近,而Poisson算法的模型边缘最大值与均值相差较大,最大时可达均值的2倍。说明本文方法优化后的模型边缘平直度更好,边缘上的点更为集中地趋于在同一直线上,而Poisson算法的模型边缘更加曲折、边缘上的点更加离散,表现为边缘锯齿化现象严重。

(4)从表3和图13可以看出:与Poisson算法相比,本文方法优化后的平面精度提高了约50%,在分辨率为5 cm的情况下可达0.5像素,同理模型侧面精度略低于顶面,但依然高于Poisson算法的1像素精度。另外,本文方法的平面距离标准差仅为Poisson算法的1/8左右,普遍低于0.5 cm,平面距离最大值与均值较为接近,说明本文方法优化后的模型表面平整度更好,平面上的点集中趋于共面,而Poisson算法模型表面凹凸不平现象较为严重,在平面两侧分布较为离散。模型总体误差的结果说明,本文方法优化后的模型精度约为0.6像素,比Poisson算法的1.1像素提高了近一倍。

(5)从表4可以看出,本文方法计算效率优于Poisson重建算法,略低于Delaunay三角网格表面构建方法,但两者相差不大。这是由于一方面尽管本文方法增加了线特征的约束调整和优化,但本文方法提取和重建出的建筑物三维边缘线段的数量还比较有限,实际上参与优化的三角面元的比例不

是很高,因此优化耗时不多;另一方面,在平面拟合和优化阶段,本文方法人为控制了迭代次数,使得基于随机采样一致性思想的平面拟合过程耗时比一般的RANSAC算法要少。

### 3 结 论

为解决建筑物模型中存在的视觉效果不佳等问题,本文提出了一种基于倾斜摄影三维线特征约束的三维模型和物方三角网优化方法,该方法在对线段质量进行评估与筛选的基础上基于选权迭代法对三维线段进行择优重构,以三角面片为基础拟合出建筑物表面的基准面并对模型表面进行纠正与优化,以三维线段为辅助对建筑物边缘的三角网进行纠正与优化。实验结果表明,本文算法能够改善三维模型平面与边缘不平整的情况,保持三维模型平面与边缘的特征,提高三维模型的精度。与现有的基于点云特征的表面重建算法相比,优化后的模型的平面和边缘精度更高,视觉效果更好,极大地改善了三维建模的质量。

尽管本文将线特征用于模型和三角网的优化,取得了不错的效果,然而提取的线特征与建筑物实际边缘依然会有所偏差,如何融合影像和点云/模型,通过加权的方式来提取建筑物的高精度边缘线是进一步要研究的方向;此外,文中所用线特征均为直线特征,如何将曲线用于模型的优化也是亟待解决的问题之一。

#### 参考文献:

- [1] 余虹亮. 基于倾斜摄影的城市三维重建方法研究[D]. 南宁:广西大学,2016.  
YU Hongliang. Research on urban 3D reconstruction method based on tilt photography[D]. Nanning: Guangxi University, 2016.
- [2] 邓鸿儒,徐佳,单文龙,等. 利用主动深度学习提取极化SAR影像建筑区[J]. 测绘科学技术学报,2018,35(3): 278-284.  
DENG Hongru, XU Jia, SHAN Wenlong, et al. Extracting polarized SAR image building area by active deep learning[J]. Journal of Surveying and Mapping Science and Technology, 2018,35(3): 278-284.
- [3] 蒋沅,苗生伟,罗华柱,等.  $L_p$ 范数压缩感知图像重建优化算法[J]. 中国图象图形学报,2017,22(4): 435-442.  
JIANG Wan, MIAO Shengwei, LUO Huazhu, et al. Improved search algorithm for compressive sensing image recovery based on  $L_p$  norm[J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(4): 435-442.
- [4] 孔研自,朱枫,郝颖明,等. 主动目标几何建模研究方法综述[J]. 中国图象图形学报,2019,24(7): 1017-



1027.  
KONG Yanzi, ZHU Feng, HAO Yingming, et al. Review of research methods for active target geometry modeling[J]. Journal of Image and Graphics, 2019, 24(7): 1017-1027.
- [5] YAN Lamei, YUAN Youwei, ZENG Xiaohong, et al. Refined adaptive meshes from scattered point clouds[C]//Proceedings of the 12th International Symposium on Distributed Computing and Applications to Business, Engineering & Science, Kingston upon Thames, Surrey, UK: IEEE, 2013: 247-249.
- [6] PARK J, SINHA S N, MATSUSHITA Y, et al. Multi-view photometric stereo using planar mesh parameterization[C]//Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Computer Vision. Sydney, Australia: IEEE, 2013: 1161-1168.
- [7] ZHANG Runze, ZHU Siyu, FANG Tian, et al. Distributed very large scale bundle adjustment by global camera consensus[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(2): 291-303.
- [8] SUMNER R W, POPOVIĆ J. Deformation transfer for triangle meshes[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2004, 23(3): 399-405.
- [9] 尹畅, 张思全, 刘雨, 等. 基于非线性弹簧近似的平面三角网格优化方法[J]. 通信电源技术, 2014, 31(5): 16-18.  
YIN Chang, ZHANG Siqun, LIU Yu, et al. Distributed very large scale bundle adjustment by global camera consensus[J]. Telecommunication Power Technology, 2014, 31(5): 16-18.
- [10] 朱红, 宋伟东, 谭海, 等. Delaunay三角网优化下的小面元遥感影像配准算法[J]. 信号处理, 2016, 32(9): 1032-1038.  
ZHU Hong, SONG Weidong, TAN Hai, et al. Small face remote sensing image registration algorithm optimized by Delaunay triangulation[J]. Signal Processing, 2016, 32(9): 1032-1038.
- [11] 王强. 面向结构化场景的直线特征提取匹配与光束法平差研究[D]. 北京: 中国矿业大学, 2018.  
WANG Qiang. Straight-line feature extraction matching and beam method adjustment for structured scenes[D]. Beijing: China University of Mining and Technology, 2018.
- [12] FAVREAU J D, LAFARGE F, BOUSSEAU A, et al. Extracting geometric structures in images with Delaunay point processes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 42(4): 837-850.
- [13] BHATTARAI S, DAHAL K, VICHARE P, et al. Adapted Delaunay triangulation method for free-form surface generation from random point clouds for stochastic optimization applications[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2020, 61: 649-660.
- [14] PERUMAL L. A new triangular mesh generation technique[J]. International Journal of Machine Learning and Computing, 2019, 9(5): 644-649.
- [15] 汤鹏杰, 谭云兰, 李金忠. 融合图像场景及物体先验知识的图像描述生成模型[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(9): 1251-1260.  
TANG Pengjie, TAN Yunlan, LI Jinzhong. Image description generation model for fused image scene and object prior knowledge[J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(9): 1251-1260.
- [16] 李磊, 张永生, 于英, 等. 利用偏度平衡自动提取机载LiDAR点云城区道路[J]. 测绘科学技术学报, 2017, 34(6): 628-632.  
LI Lei, ZHANG Yongsheng, YU Ying, et al. Automatic extraction of airborne LiDAR point cloud urban roads using skewness balance[J]. Journal of Surveying and Mapping Science and Technology, 2017, 34(6): 628-632.
- [17] 姚拓中, 左文辉, 安鹏, 等. 融合语义先验和渐进式深度优化的宽基线3维场景重建[J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(4): 603-614.  
YAO Tuozhong, ZUO Wenhui, AN Peng, et al. Wide-baseline 3D scene reconstruction based on fusion semantic prior and progressive depth optimization[J]. Journal of Image and Graphics, 2019, 24(4): 603-614.
- [18] 黄涛, 曹力, 刘晓平. 保特征的联合滤波网格去噪算法[J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(8): 1292-1301.  
HUANG Tao, CAO Li, LIU Xiaoping. Joint filtering grid denoising algorithm with guaranteed features[J]. Journal of Image and Graphics, 2019, 24(8): 1292-1301.
- [19] 陈营营. 无人机平台下建筑物红外和光学图像的三维重建[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2018.  
CHEN Yingying. 3D reconstruction of infrared and optical images of buildings under drone platform[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2018.
- [20] 李娜, 马一薇, 杨洋, 等. 利用RANSAC算法对建筑物立面进行点云分割[J]. 测绘科学, 2011, 36(5): 144-145.  
LI Na, MA Yiwei, YANG Yang, et al. Point cloud segmentation of building facades using RANSAC algorithm[J]. Scientia Sinica Science, 2011, 36(5): 144-145.