基于方向预测规则化的机载激光雷达建筑物 正交轮廓线提取

郭亚栋1,王贤昆1*,宿殿鹏1,2, 亓超1, 阳凡林1,2

山东科技大学测绘科学与工程学院,山东青岛 266590;

2自然资源部海岛(礁)测绘技术重点实验室,山东 青岛 266590

摘要 提取建筑物轮廓线是机载激光雷达(LiDAR)点云数据特征提取的热点。为了获得较高精度的建筑物轮廓 线,提出了一种基于方向预测规则化算法的机载激光雷达建筑物正交轮廓线提取方法。首先利用 α-shape 算法提 取轮廓点,然后利用改进的 Douglas_Peucker 算法提取关键点并提出角度检验规则筛选关键点,使用随机抽样一致 性算法简化轮廓线,最终用提出的方向预测算法进行轮廓线规则化。通过 Vaihingen 城区数据对算法进行验证,结 果表明:与流行的分类强制正交算法相比,方向预测规则化算法最大偏差平均减小了 43.1%,均方根误差平均降低 了 39.7%,建筑物占地面积相对误差平均降低了 7.02%,点云贡献率平均提高了 9.32%,有效减小了机载激光雷达 点云建筑物正交轮廓线规则化误差。

关键词 机载激光雷达;建筑物轮廓线;特征提取;方向预测 中图分类号 P237 文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.062801

Building Orthogonal Boundary Extraction for Airborne LiDAR Based on Directional Prediction Regularization

Guo Yadong¹, Wang Xiankun^{1*}, Su Dianpeng^{1,2}, Qi Chao¹, Yang Fanlin^{1,2}

¹College of Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao, Shandong 266590, China; ² Key Laboratory of Surveying and Mapping Technology on Island and Reef, State Bureau of Surveying and Mapping, Qingdao, Shandong 266590, China

Abstract Extraction of building boundary is a hot issue in airborne light detection and ranging (LiDAR) point cloud data feature extraction. In order to obtain high-precision building boundary, we proposed a building orthogonal boundary regularization algorithm based on directional prediction. First, the boundary points are extracted by α shape algorithm, then the boundary key points are extracted by the improved Douglas_Peucker algorithm, the key points of angle check rules are proposed to select the right key points, the boundary are simplified by random sample consensus algorithm, and finally the regular boundary is got by the proposed direction prediction algorithm. The algorithm is verified by the Vaihingen data released, and the results show that, comparing with the popular classification forced orthogonal algorithm, the proposed algorithm reduces the maximum absolute deviation by an average of 43.1%, reduces the root mean square error by an average of 39.7%, reduces the relative error of the building area by an average of 7.02%, while increases the point cloud contribution rate by an average of 9.32%, and it can effectively reduce the error of building orthogonal boundary regularization of airborne LiDAR point cloud. Key words airborne LiDAR; building boundary; feature extraction; directional prediction OCIS codes 280.3640; 100.2960

收稿日期: 2019-07-03; 修回日期: 2019-08-21; 录用日期: 2019-08-28

基金项目:国家重点研发计划(2017YFC1405006,2018YFF0212203,2016YFC1401210,2018YFC1405900)、山东省重点研 发计划(2018GHY115002)、国家自然科学基金(41830540,11704225,41471331)

1 引 言

机载激光雷达(LiDAR)数据具有丰富的三维 信息,为了与其他数据结合使用,通常需要提取目标 地物特征进行多源数据配准。常用的特征可分为点 特征(道路交叉点、建筑物角点、孤立的点状地物 等)、线特征(道路边界线、建筑物轮廓线、水陆交界 线等)和面特征(路面、建筑物屋顶、水面等)。建筑 物是形状规范的空间场所,具有丰富明显的点(角 点)、线(轮廓线、屋脊线)、面(墙壁、屋顶)特征,所以 常用作特征提取的有效目标地物。由于机载激光雷 达点云数据中存在噪声,且航向、距离向采样频率不 一,点特征的精度受点云密度影响;而面特征的提取 受遥感数据尺度变化影响较小,但针对面边缘特征 的提取往往存在困难,计算量大且应用复杂;线特征 包含无数点特征,相比面特征复杂程度低,具有丰富 的几何特性且比点特征具有更高的语义信息^[1]。

建筑物轮廓线是通过对原始激光雷达点云数据 进行去噪、建筑物边缘提取等处理得到的反映实际 建筑物位置、形状的线状特征,其提取精度对三维建 模、多源数据融合等应用具有较大影响^[2]。当前建 筑物轮廓线提取方法可分为两类。

第一类是将点云内插形成 2.5D 的深度图像,运 用目前较为成熟的图像处理技术提取边缘轮廓。陶 金花等[3]通过滤波和点云内插成图像获得正规化数 字表面模型(nDSM),然后通过高程滤波和双边滤 波从 nDSM 中得到建筑物区域;在建筑物几何形状 约定下,将建筑物分"层"处理,通过边缘探测与规则 化算法得到每"层"建筑物的边缘。该方法可快速提 取建筑物的三维模型,适合大规模、精度要求不高的 情形。Jarzabek-Rychard^[4]将激光雷达点云数据内 插成高度图像,结合建筑物地面点坐标得到建筑物 的边缘,利用建筑物边缘像元和激光雷达点云得到 建筑物初始轮廓线,最后使用随机一致性算法 (RANSAC)简化轮廓线并进行细化处理。该方法 效率高,能得到细化轮廓线,但需要外业采集地面点 坐标。许多学者利用机载激光雷达数据与航空影像 数据的同名点进行配准,通过将激光雷达和航空影 像数据融合得到探测建筑物的轮廓线[5-6]。这种方 法充分利用激光雷达和航空影像的优势,利用光谱 信息和几何信息提取建筑物轮廓线,但工作流程繁 琐目数据处理复杂。

第二类是直接在建筑物激光点云上提取轮廓。 需要先通过去噪、滤波、分类等步骤得到建筑物点

云,将三维激光点云投影到二维平面上,不需要进行 内插。一般分为轮廓点提取、轮廓线简化、轮廓线规 则化三部分。Sampath 等^[7]提出了一种改进的凸包 算法用于轮廓点提取,该算法运算量小、原理简单, 但窗口阈值大小较难把握,容易出现"回点"现象。 Shen 等^[8]使用 α-shape 算法进行轮廓点提取,利用 管子算法将提取轮廓关键点进行简化,使用矩形外 接圆和分类强制正交算法进行规则化。该方法对凸 凹多边形建筑物均适用,可用于建筑物的内外轮廓 线提取,分类强制正交算法在直角型建筑物轮廓线 规则化方面简单有效,但提取精度不高。刘春等[9] 通过构建不规则三角网提取轮廓点,利用改进的 Douglas Peucker 算法进行轮廓关键点提取,最后 对垂直邻边进行条件平差处理得到规则的建筑物轮 廓线。该算法理论依据充分,计算过程严谨,能提取 复杂建筑物轮廓,但关键点易出现错提取现象,存在 轮廓线位置偏移问题。王伟玺等[10]提出一种基于 栅格填充的轮廓线规则化方法,能应对多细节建筑 物轮廓线提取,但需要两次坐标旋转,引入了 新的误差。

总体而言,当前提取建筑物轮廓线的算法存在 不容忽视的误差,或者需要地面点、航空影像信息的 支持。因此,本文通过改进已有算法得到一种仅使 用机载激光雷达数据的高精度建筑物轮廓线规则化 算法,其研究对象为相邻轮廓线且相互垂直的直角 型建筑物。首先将三维激光点云投影到二维平面 上,利用α-shape算法提取建筑物轮廓点,通过改进 的Douglas_Peucker算法提取关键点并利用角度检 验规则剔除错误提取的关键点;然后将建筑物轮廓 点分割成以关键点为首尾的离散线段,并采用随机 抽样一致性算法分段拟合、简化轮廓点为轮廓线;采 用国际摄影测量与遥感学会(ISPRS)发布的数据, 对所提算法性能进行了评估和验证,证明该规则化 算法能得到具有较高精度的建筑物轮廓线,满足后 续应用需求。

2 机载 LiDAR 建筑物轮廓线方向 预测规则化算法

轮廓关键点的确定是建筑物轮廓线提取的关键,关键点数量错误会导致建筑物变形,改进后的 Douglas_Peucker算法增加了角度检验规则,可剔 除错误提取的关键点,提高关键点提取精准度,同时 增加噪声抑制规则减小了噪声点影响。因为轮廓线 规则化算法会影响轮廓线位置精度,改进后的算法 调整了轮廓线方向并使用各分段内的轮廓点坐标减 小轮廓线的位置误差。算法流程如图1所示。



图 1 所提算法流程图

Fig. 1 Flow diagram of the proposed algorithm

2.1 轮廓点提取与简化

提取建筑物轮廓线之前需要提取建筑物轮廓 点,然而所提取的建筑物轮廓点一般为不规则锯齿 状,且由建筑物的多条轮廓边相连而成。所以需要 对轮廓进行分段,并将每一段拟合为直线实现简化。

α-shape 算法在轮廓点提取上得到了广泛应 用^[8,10-11],已有对 Douglas_Peucker 改进的算法^[12] 被广泛用于提取建筑物轮廓关键点^[9,13-14]。其原理 是连接轮廓点的首末两点,建立线段并计算直线方 程,查找段内到该直线距离最大的轮廓点,若该距离 大于阈值,认为该点是拐点;否则认为该段内无拐 点。该算法是对轮廓点逐步分段的过程,但是在图 2 所示的两种情况下易出现错误提取现象。

图 2 中外围的"■"为轮廓点,"×"为改进 Douglas_Peucker 算法提取的关键点。图 2(a)中, 点 2 为与点 1、点 3 所确定直线为垂直距离最大的 轮廓点,因点云数据的密度不均特性,距离阈值难以 准确控制,算法将其确定为关键点。图 2(b)中,点 1 和点 3 的连接线段为 L₁,因段内存在与之接近平行 的子分段 L₂,点 2 是距离 L₁ 最大的点,算法将其确



图 2 改进 Douglas_Peucker 算法的缺陷。 (a)点云密度不均缺陷;(b)段内平行缺陷 Fig. 2 Limitation of improved Douglas _ Peucker. (a) Limitation because of points density; (b) limitation because of parallel

定为关键点,错误提取。虽然继续使用算法能将所 有理想关键点提取出来,但存在错误提取的关键点。

因此在算法中增加了角度检验规则,即检验相 邻三个关键点形成的夹角是否符合阈值要求,对错 误提取的关键点进行剔除。如图 2(a)中关键点 1、 点 2、点 3 形成的夹角 δ_1 接近平角,即三个关键点 更倾向于在一条直线上,可以预测关键点 2 为错误 提取,应将其剔除;关键点 1、点 3、点 4 形成的夹角 δ_2 接近直角,可以预测关键点 3 为正确提取。夹角 δ 的取值范围为(0, π),根据几何概率学, δ 接近直 角的区间为[$\pi/4$, $3\pi/4$], δ 属于其他区间时三个关 键点更倾向于在一条直线上。这里直角区间代表关 键点则除要求严格程度,区间越小剔除的关键点越 多。增加角度检验规则的 Douglas_Peucker 的算法 步骤;

1)使用改进的 Douglas_Peucker 算法提取轮廓 关键点,并对其顺时针编号;

2)设当前点为 P_i ,寻找其相邻关键点 P_{i-1} 与 P_{i+1} ,并顺序相连,对其夹角 δ 进行检验:当 $\delta \in (0, \pi/4)$ 或 $\delta \in (3\pi/4, \pi)$ 时,认为当前关键点提取错误,将 P_i 从关键点集中剔除;当 $\delta \in [\pi/4, 3\pi/4]$ 时,认为当前关键提取正确,继续检验下一关键点。 剔除错误提起的关键点后要对序号进行相应改变。

3) 遍历所有关键点, 若均符合步骤 2) 的角度检

验规则,则算法终止。

通过 n 个关键点将建筑物轮廓点分割为 n 段, 每段分别采用 RANSAC 算法^[15-17]进行直线拟合, 从而得到简化后的建筑物轮廓线。

2.2 噪声抑制

建筑物点云获取的方式主要有监督学习方法和 点云分割层次提取方法^[18-19],建筑物周围的非建筑 物激光脚点可能被错分为建筑物,这些点是建筑物 的噪点。改进的 Douglas_Peucker 算法提取关键点 易出现点位误差。当建筑物的噪点、存在点位偏差 的关键点是最外轮廓点时,将其作为改正目标点,会 产生错误改正,如图 3 所示。

图 3 中左上角为轮廓线起点,右下角为终点,根 据方向预测规则,轮廓线上方为外侧。点 1 为最外 轮廓点,设其到轮廓线的距离为 d₁;点 2 为次外轮 廓点,设其到轮廓线的距离为 d₂。若点 1 和点 2 到 轮廓线的距离差 X_{dff}(d₁,d₂)较大,则点 1 为噪声点 的可能性较大,应将其忽略。



图 3 噪声抑制示意图 Fig. 3 Noise suppression diagram

为增强算法鲁棒性,提出了一种抑制噪声点的 距离检验规则。设置适当的阈值 ε ,当最外轮廓点 与次外轮廓点距轮廓线的距离差 $X_{dif}(d_1, d_2) \leq \varepsilon$ 时,认为当前最外轮廓点是改正目标点;若距离差 $X_{dif}(d_1, d_2) > \varepsilon$ 时,则认为当前最外轮廓点为噪声 点,将其剔除并检验次外轮廓点与第三轮廓点的距 离差与 ε 的关系,依此规则查找改正目标点。距离 差阈值 ε 的大小由点云密度确定,根据多次测试经 验,将其设为平均点云间距(航向和距离向平均)效 果较好。阈值过大,噪声抑制效果差;阈值过小,则 会导致后续方向预测算法改正效果不明显。

2.3 方向预测规则化算法

对于相邻轮廓线正交的直角型建筑物,通过轮 廓点、关键点提取与简化后所得轮廓线往往不规则, 与实际不符,因此需要规则化。规则化是指对建筑 物轮廓线拐角进行直角约束,使建筑物相邻轮廓线 正交。分类强制正交规则化算法^[8,20]是较流行的轮 廓线规则化算法,将轮廓线分为两类,保持每条轮廓 线段中点不变,通过强制改变轮廓线的方向使相邻 轮廓线正交,规则化效果较好,但提取轮廓线与实际 轮廓线之间存在不同程度的误差。如图4所示,通 过分类强制正交规则化算法提取的轮廓线之外依然 存在建筑物激光脚点,而实际上建筑物激光雷达点 云应分布在轮廓线之内。针对上述问题,提出了一 种基于方向预测规则化的机载激光雷达建筑物正交 轮廓线提取方法。



图 4 传统算法轮廓线提取结果

Fig. 4 Boundary extraction result of traditional algorithm

为便于理解,对简化后的轮廓线编号:关键点1 (起点)和关键点2(终点)决定的轮廓为轮廓线1,按 顺时针方向依次编号。将最长轮廓线的方向视为建 筑物主方向,建筑物轮廓线可分为两类:建筑物主方 向类和垂直于主方向类。对于某一条轮廓线段,将 其斜率按所属类别进行调整。检验该轮廓线起点和 终点横坐标关系,因编号顺序为顺时针,根据几何关 系可做出预测:当起点的横坐标小于终点横坐标时, 该轮廓线所在直线的上(北)侧为外侧,轮廓线应向 上(北)方向改正,改正距离应是当前轮廓线段的最 外轮廓点到调整斜率后轮廓线的距离;当起点的横 坐标大于终点横坐标时,该轮廓线所在直线的下 (南)侧为外侧,轮廓线应向下(南)方向改正,改正距 离应是当前轮廓线段的最外轮廓点到调整斜率后轮 廓线的距离。

基于方向预测规则化算法的计算步骤:

1)计算所有简化轮廓线段的长度,查找最长轮 廓线,其方向认为是当前建筑物的主方向,并逐一检 验建筑物的其他轮廓线段,线段编号与主方向线段 编号差的绝对值若为偶数,将其归为主方向类,其余 归为垂直于主方向类。

2)为使建筑物主方向更加准确,计算主方向类 轮廓线的加权平均主方向,权重为该轮廓线的长度, 可表示为

$$A_{\text{mean}} = \frac{\sum_{i=1}^{n} \arctan \frac{Y_{\text{stop}} - Y_{\text{start}}}{X_{\text{stop}} - X_{\text{start}}} \times l_{i}}{\sum_{i=1}^{n} l_{i}}, \quad (1)$$

式中, $(X_{\text{start}}, Y_{\text{start}})$ 、 $(X_{\text{stop}}, Y_{\text{stop}})$ 分别为轮廓线i的 起点和终点坐标, l_i 为轮廓线i的长度;

3)计算与 A_{mean} 正交的 B_{mean} ,将其作为垂直于 主方向的轮廓线方向;

4)选择一条简化轮廓线段,保持线段中点不变, 将其斜率调整为所属类别斜率,得到轮廓线所在直 线方程 Ax+By+C=0,为简化计算公式,假设直 线方程中 A 为非负形式;

5)基于方向预测的建筑物轮廓线位置改正计算 公式为

$$\begin{cases} Ax + B\left\{y - \frac{d}{\cos\left[\arctan\left(-\frac{A}{B}\right)\right]}\right\} + C = 0, \\ X_{\text{startl}} < X_{\text{stopl}} \\ Ax + B\left\{y + \frac{d}{\cos\left[\arctan\left(-\frac{A}{B}\right)\right]}\right\} + C = 0, \\ X_{\text{startl}} > X_{\text{stopl}} \end{cases}$$

(2)

式中,A、B、C 分别为直线方程一般式的系数, X_{start1}、X_{stop1}为轮廓线的起点和终点横坐标,d 为最 外轮廓点到轮廓线的方向距离(有正负),其计算公 式为

$$d = \left\{ \min\left\{\frac{Ax_i + By_i + C}{\sqrt{A^2 + B^2}}\right\}, \quad -\frac{A}{B} > 0, X_{\text{startl}} < X_{\text{stopl}} \right\} \\ \max\left\{\frac{Ax_i + By_i + C}{\sqrt{A^2 + B^2}}\right\}, \quad -\frac{A}{B} < 0, X_{\text{startl}} < X_{\text{stopl}} \\ \min\left\{\frac{Ax_i + By_i + C}{\sqrt{A^2 + B^2}}\right\}, \quad -\frac{A}{B} < 0, X_{\text{startl}} > X_{\text{stopl}} \\ \max\left\{\frac{Ax_i + By_i + C}{\sqrt{A^2 + B^2}}\right\}, \quad -\frac{A}{B} > 0, X_{\text{startl}} > X_{\text{stopl}}$$

$$\left\{\max\left\{\frac{Ax_i + By_i + C}{\sqrt{A^2 + B^2}}\right\}, \quad -\frac{A}{B} > 0, X_{\text{startl}} > X_{\text{stopl}} \right\}$$

$$\left\{(3)$$

式中, x_i 、 y_i 为该段内轮廓点 p_i 的横、纵坐标。

6)重复步骤4)和步骤5),直到所有轮廓线均被规则化。通过相邻轮廓线的交点截取得到最终建筑

物轮廓线。

3 实验与分析

实验使用国际摄影测量与遥感学会公布的 Vaihingen 城区数据,该数据的航向点间隔为 0.8 m,距离向点间隔为 0.5 m,该数据包括建筑物 真实轮廓线矢量数据。由于区域内存在较多被植被 遮挡的建筑物,所以选择了 5 座相对完整的直角型 建筑物进行算法验证。分别提取其轮廓点、关键点, 使用角度检验规则剔除错误提取的关键点;为验证 算法的有效性,使用传统分类强制正交和所提出的 方向预测规则化算法分别对建筑物轮廓线进行规则 化。轮廓点、关键点、剔除的关键点以及使用两种规 则化算法的结果见表 1,真实轮廓线为 ISPRS 公布 数据中的矢量数据。

3.1 定性分析

使用 α-shape 算法进行轮廓点提取,算法处理 结果与检索半径的阈值设置的相关性较强。阈值设 置偏大,会出现凹角处轮廓点提取不精细的问题;设 置偏小,又会出现错误提取现象。所以将阈值设置 为平均点云间距,可较好地提取出建筑物轮廓点,虽 然凹角处的轮廓点提取存在个别遗漏问题,但总体 满足提取要求。

如表1所示,5座建筑物共有角点34个,使用 改进后的 Douglas_Peucker 算法提取轮廓关键点为 45个,多提取了11个,使用角度规则检验进行剔 除,剔除正确率达到100%。实验中关键点的提取 结果依然存在点位偏差,这与α-shape 的提取结果 有关。而角度检验规则只能剔除错误提取的关键 点,不能纠正关键点的点位偏差。

由表1可以看出,使用方向预测算法的结果明 显优于使用分类强制正交算法的结果。对于方向预 测算法结果依然存在偏差的部分,具体分析如下:由 于建筑物Ⅰ底部的凸起缺少部分点云信息,导致了 两种算法对底部的轮廓线提取效果不佳,但方向预 测算法的结果优于分类强制正交结果;由于提取的 建筑物Ⅱ主方向与实际存在微小偏差,方向预测算 法规则化的轮廓线左下角点坐标存在一定偏差,建 筑物左中凹角处关键点提取存在位置偏差,但通过 设计的噪声抑制方法,方向预测算法依然有效;由于 建筑物Ⅲ左侧轮廓线外存在多个非建筑物Ⅲ方法,导致 两种算法规则化轮廓线按存在一定偏差;由于建筑 物Ⅳ形状规则、简单,使用方向预测规则化算法效果 较好,与真实轮廓线接近重合;对于建筑物Ⅴ,所提

表1 建筑物轮廓线提取效果

Table 1 Extraction effect of building boundary



出的昇法提取的最短轮廓线与实际存在一定偏移, 原因是提取关键点与实际关键点存在较小的点位偏 差,并未将其判为噪声,但整体效果仍优于传统分类 强制正交算法结果。

3.2 定量分析

为定量分析方向预测算法性能,视相邻轮廓线

1)最大偏差(MAD, X_{MAD})表示提取的建筑角

点坐标与真实坐标的最大平面距离,反映了算法提 取角点坐标的最大偏差程度,MAD 值越小,说明算 法效果越好。 $X_{\text{MAD}} = \max \left[\sqrt{(x_i - \bar{x}_i)^2 + (y_i - \bar{y}_i)^2} \right], (4)$ 式中, x_i 、 y_i 为建筑物角点的提取坐标, \bar{x}_i 、 \bar{y}_i 为建 筑物角点的真实坐标。

2)均方根误差(RMSE, X_{RMSE})表示提取的建筑 角点坐标与真实坐标平面距离的平方和与点个数比 值的平方根, RMSE 值越接近 0,说明提取效果 越好。

$$X_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \left[\sqrt{(x_i - \bar{x}_i)^2 + (y_i - \bar{y}_i)^2} \right]^2},$$
(5)

式中,N为当前建筑物角的点个数。

3)占地面积相对误差(REA, X_{REA})表示提取的 建筑占地面积与真实占地面积之差同真实占地面积 的比值,反映了算法对建筑物的整体把握。REA 值 越小,说明提取的建筑物占地面积更接近实际,算法 效果越好。

$$X_{\rm REA} = \frac{|S_{\rm c} - S_{\rm r}|}{S_{\rm r}},$$
 (6)

式中,S。代表建筑物提取占地面积,S,为建筑物真实占地面积。

4)点云贡献率(PCR)表示提取轮廓线内包括的 点云个数与建筑物全部点云个数的比值。PCR 值 越接近 1,说明轮廓线提取的有效程度越高。

表 2 不同规则化算法性能指标对比

 Table 2
 Comparison of performance indexes of different boundary regularization algorithms

Building	Algorithm	MAD	RMSE	REA	PCR
No.					
Ι	Cluster and adjustment	1.428	0.903	0.165	0.891
	Directional prediction	0.961	0.559	0.050	1.000
Ш	Cluster and adjustment	0.682	0.444	0.072	0.922
	Directional prediction	0.448	0.295	0.019	1.000
Ш	Cluster and adjustment	0.682	0.420	0.085	0.931
	Directional prediction	0.509	0.362	0.058	1.000
IV	Cluster and adjustment	0.548	0.446	0.074	0.875
	Directional prediction	0.158	0.128	0.006	1.000
V	Cluster and adjustment	0.817	0.493	0.097	0.915
	Directional prediction	0.390	0.287	0.009	1.000

由表 2 可知,方向预测算法得到的轮廓线精度 在各方面均优于分类强制正交算法。利用方向预测 算法得到的角点坐标的 RMSE 值平均为 0.326,可 能是点云密度较低且建筑物 I 误差偏大造成的,且 将角点的坐标误差控制在数据分辨率的 1/2,在精 度上有很大提高。将分类强制正交算法和方向预测 算法提取的 34 个建筑物角点的点位误差划分为 11 个区间:[0,0.1]、(0.1,0.2]、……、(0.9,1]、(1,+∞],统计每个区间的角点个数,其误差分布直方
图如图 5 所示。



图 5 建筑物角点误差分布直方图 Fig. 5 Histogram of error distribution about buildings' corner points

通过误差分布直方图可以看出,使用方向预测 算法得到的建筑物轮廓角点的点位误差相比分类强 制正交算法整体向低误差方向移动。使用分类强制 正交算法得到的建筑物轮廓角点的点位误差主要集 中在区间[0.4,0.7]内,误差小于0.3 m的点只有8 个,误差大于1 m的点有3个;使用方向预测算法得 到的建筑物轮廓角点的点位误差集中在区间[0.1, 0.4]内,误差小于0.3 m的点有18个,未出现误差 大于1 m的点。综上所述,与分类强制正交规则化 算法相比,基于方向预测的建筑物轮廓线规则化算 法能有效减小轮廓角点的点位误差,可提高建筑物 轮廓线的提取精度。

4 结 论

针对机载激光雷达点云数据提取的直角型建筑 物轮廓线,提出了一种基于方向预测规则化的机载 激光雷达建筑物正交轮廓线提取算法。利用 αshape 算法提取建筑物轮廓点,并通过角度检验规 则剔除改进的 Douglas Peucker 算法错误提取的轮 廓关键点;然后利用随机抽样一致性算法拟合,将建 筑物轮廓点简化为轮廓线;最后应用机载激光雷达 建筑物轮廓线方向预测规则化算法,得到规则的建 筑物轮廓线。利用 ISPRS 发布数据中的 5 座建筑 物进行算法验证,相比分类强制正交算法,MAD、 RMSE、REA 值平均降低了 43.1%、39.7%、7.02%, PCR 值平均提高了 9.32%。证明该算法提取精度 高、稳定性强,能够精确地提取直角型建筑物的轮廓 线,保证了后续应用的可靠性。同时因点云密度、机 载激光雷达数据质量会影响算法效果,应用过程中 需要根据数据进行相应的阈值变化。

参考文献

Yao C J. Research on registration of LiDAR point data and remote sensing images[D]. Wuhan: Wuhan University, 2010.

姚春静.机载 LiDAR 点云数据与遥感影像配准的方法研究[D].武汉:武汉大学,2010.

[2] Zhang Y J, Xiong X D, Shen X. Automatic registration of urban aerial imagery with airborne LiDAR data[J]. Journal of Remote Sensing, 2012, 16(3): 579-595.
张永军, 熊小东, 沈翔. 城区机载 LiDAR 数据与航

空影像的自动配准[J]. 遥感学报, 2012, 16(3): 579-595.

- [3] Tao J H, Su L, Li S K. Method of extracting building model from lidar point cloud [J]. Infrared and Laser Engineering, 2009, 38(2): 340-345.
 陶金花,苏林,李树楷.一种从激光雷达点云中提取 建筑物模型的方法[J]. 红外与激光工程, 2009, 38 (2): 340-345.
- [4] Jarzabek-Rychard M. Reconstruction of building outlines in dense urban areas based on lidar data and address points[J]. ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2012, XXXIX-B3: 121-126.
- [5] Cheng X J, Cheng X L, Hu M J, et al. Buildings detection and contour extraction by fusion of aerial images and LIDAR point cloud [J]. Chinese Journal of Lasers, 2016, 43(5): 0514002.
 程效军,程小龙,胡敏捷,等.融合航空影像和

LIDAR 点云的建筑物探测及轮廓提取[J].中国激光, 2016, 43(5): 0514002.

- [6] He M Y, Cheng Y L, Liao X J, et al. Building extraction algorithm by fusing spectral and geometrical features [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(4): 042803.
 何曼芸,程英蕾,廖湘江,等.融合光谱特征和几何 特征的建筑物提取算法[J].激光与光电子学进展, 2018, 55(4): 042803.
- Sampath A, Shan J. Building boundary tracing and regularization from airborne lidar point clouds [J].
 Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2007, 73(7): 805-812.
- [8] Shen W, Zhang J, Yuan F. A new algorithm of building boundary extraction based on LIDAR data [C] // 2011 19th International Conference on Geoinformatics, June 24-26, 2011, Shanghai, China. New York: IEEE, 2011: 12179017.

[9] Liu C, Li N, Wu H B, et al. Adjustment model of boundary extraction for urban complicate building based on LiDAR data [J]. Journal of Tongji University(Natural Science), 2012, 40(9): 1399-1405.
刘春,李楠,吴杭彬,等. 机载激光扫描中复杂建筑

物轮廓线平差提取模型[J].同济大学学报(自然科学版),2012,40(9):1399-1405.

- [10] Wang W X, Du J, Li X M, et al. A grid filling based rectangular building outlines regularization method
 [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2018, 43(2): 318-324.
 王伟玺,杜靖,李晓明,等.基于栅格填充的直角多 边形建筑物轮廓规则化方法[J].武汉大学学报(信息科学版), 2018, 43(2): 318-324.
- [11] Albers B, Kada M, Wichmann A. Automatic extraction and regularization of building outlines from airborne lidar point clouds [J]. ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2016, XLI-B3: 555-560.
- [12] Wang J Y, Zhang C M, Yang X Q, et al. Segmentation from stratified range image[J]. Journal of Software, 2003, 14(4): 790-797.
 汪嘉业,张彩明,杨兴强,等.分层点云的分段化
 [J].软件学报, 2003, 14(4): 790-797.
- [13] Jung J, Jwa Y, Sohn G. Implicit regularization for reconstructing 3D building rooftop models using airborne LiDAR data [J]. Sensors, 2017, 17 (3): 621-648.
- [14] He Y, Zhang C, Fraser C S. An energy minimization approach to automated extraction of regular building footprints from airborne LiDAR data [J]. ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2014, II-3: 65-72.
- [15] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [M] // Fischler M A, Firschein O. Readings in computer vision. America: Morgan Kaufmann Publishers, 1987: 726-740.
- [16] Chum O, Matas J. Optimal randomized RANSAC
 [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(8): 1472-1482.
- [17] Dong W. Feature extraction of the building point cloud by using geometrical characteristics of adjacent points[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(7): 071006.

董伟.利用邻近点几何特征实现建筑物点云特征提取[J].激光与光电子学进展,2018,55(7):071006.

[18] Huang R G, Yang B S, Li J P, et al. Building points detection from airborne LiDAR point clouds using topological relationship graph within each object region [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2017, 42(4): 475-481. 黄荣刚,杨必胜,李健平,等.利用目标区域拓扑关

系图提取建筑物点云[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2017, 42(4): 475-481.

[19] Lu W X, Wan Y C, He P P, et al. Extracting and plane segmenting buildings from large scene point cloud[J]. Chinese Journal of Lasers, 2015, 42(9): 0914004.

卢维欣,万幼川,何培培,等.大场景内建筑物点云提取及平面分割算法[J].中国激光,2015,42(9):0914004.

 Lach S R, Kerekes J P. Robust extraction of exterior building boundaries from topographic lidar data[C] // IGARSS 2008-2008 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, July 7-11, 2008, Boston, MA, USA. New York: IEEE, 2008: 85-88.