

# 利用目标区域拓扑关系图提取建筑物点云

黄荣刚<sup>1</sup> 杨必胜<sup>1</sup> 李健平<sup>1</sup> 田 茂<sup>1</sup> 梁新美<sup>2</sup>

1 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室,湖北 武汉 430079  
2 中国地质大学(武汉)信息工程学院,湖北 武汉 430074

**摘 要:**建筑物提取一直是机载激光点云数据处理研究的热点,其中建筑物和其他地物之间的区分是研究的核心和难点。为提高建筑物与其他地物在机载激光点云中的区分能力,提出了一种建筑物点云层次提取方法。首先,在点云滤波后,从非地面点云中提取建筑物候选区域;然后,通过形态学重建和点云平面分割方法对建筑物候选区域构建多尺度空间,并建立目标区域的拓扑关系图;最后,在拓扑关系图基础上,利用 5 种特征量对目标区域分类,并精确提取建筑物点云。为了测试算法的有效性和可靠性,利用国际摄影测量与遥感学会(International Society for Photogrammetry and Remote Sensing, ISPRS)提供的 Vaihingen 和 Toronto 两组测试数据集进行实验,并由 ISPRS 对结果进行评估,其中基于面积和目标的完整度、正确率和提取质量分别都大于 87.8%、94.7%、87.3%。与其他建筑物提取方法相比,该方法在基于面积和目标的质量指标方面最为稳定。实验结果表明,在不同的城市场景下,该算法能够稳健地提取建筑物,并保持很高的正确率。

**关键词:**机载激光雷达;点云数据;形态学重建;点云分割;建筑物提取;拓扑关系图

**中图法分类号:**P237      **文献标志码:**A

三维建筑物信息在城市规划与管理、灾害应急与评估、车辆导航等方面具有重要作用<sup>[1]</sup>。已有许多学者研究如何从激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)点云中提取建筑物,但利用 LiDAR 点云实现不同场景下建筑物的稳定提取依然困难。

根据使用数据类型,建筑物提取方法分为基于数字表面模型(digital surface model, DSM),基于激光点云以及影像辅助 DSM/激光点云方法<sup>[2]</sup>。第一类方法将点云转换成 DSM 提取建筑物<sup>[3,4]</sup>,可以直接使用图像处理方法,但数据有损失,影响提取精度。为此,研究人员提出了直接从激光点云中提取建筑物的方法<sup>[5-9]</sup>。为了更容易地区分建筑物和植被等地物,研究人员利用影像辅助 DSM/激光点云方法<sup>[10-12]</sup>,但这种方法存在多源数据高精度配准困难,阴影区域 NDVI(normalized difference vegetation index)计算误差大,影像透视变形误导建筑物提取等问题。

基于激光点云提取建筑物方法主要有监督学习方法和点云分割层次提取方法。监督学习

方法<sup>[9,13,14]</sup>选取样本训练分类器来提取建筑物,但样本选择主观性大,较为费时。点云分割层次提取方法通过区域增长等方法<sup>[15]</sup>提取平面面片,并计算面片形状、面积、回波信息等特征以提取建筑物面片<sup>[5,7,16,17]</sup>。该算法将面片作为独立对象处理,而植被等地物局部区域的面片很容易与建筑物面片具有相似的几何和回波特征,进而造成错误提取。然而,从目标整体的角度出发,各类地物(如建筑物、植被等)之间的特征差异更加可靠,比如植被区域单个面片可能没有点云穿透,而植被整个目标区域点云穿透的可能性就更大,有助于提高提取精度。

本文以目标整体作为研究对象,提出了一种基于目标区域拓扑关系图的建筑物点云层次提取方法。该方法的主要贡献包括利用形态学重建和点云平面分割方法对候选区域点云构建多尺度空间数据,生成目标区域拓扑关系图;从目标整体的角度出发,采用 5 种特征更加准确地刻画建筑物与植被等地物的差异。

1 建筑物点云层次提取方法

本文提出的建筑物提取方法包括点云滤波与建筑物候选区域提取,建筑物候选区域多尺度空间构建及目标区域拓扑关系图生成,建筑物点云提取等步骤,如图 1 所示。在本章中,分别在 § 1.1~§ 1.3 中详述。

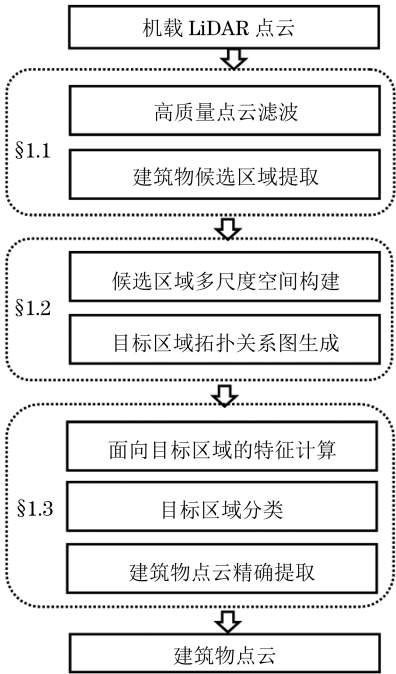


图 1 建筑物提取流程图

Fig.1 Flowchart of Building Detection

1.1 点云滤波及建筑物候选区域提取

本文采用文献[18]滤波方法,将地面点云和非地面点云分离,并利用地面点云生成数字高程模型(digital elevation model,DEM)。其中,非地面点云由非地面点云面片集合和部分离散点云组成。

为了缩小建筑物的提取范围,将建筑物视为由一个或多个面片组成,对非地面点云面片进行连通性分析,得到面片簇集合  $S$ 。然后计算不同面片簇的边界点到 DEM 的高度以及其面积和宽度,利用式(1)剔除低矮、面积小、宽度窄的面片簇(如低矮植被、车辆等),以得到建筑物候选点云(主要是建筑物、大型植被等)。为了保证建筑物信息完整,对建筑物候选点云缓冲一定距离得到建筑物候选区域。

$$C = \left\{ S_i \in S \left| \begin{array}{l} F_N(b(S_i)) > t_H \\ 0.25F_N(b(S_i)) \& \\ F_W(S_i) > t_W \& \\ F_A(S_i) > t_A \end{array} \right. \right\} \quad (1)$$

式中,  $C$  为建筑物候选点云;  $S_i$  为第  $i$  个非地面点

云面片簇;  $b(S_i)$  为  $S_i$  的外边界点集;  $F_N$  为满足条件点云计数函数;  $F_W$ 、 $F_A$  分别为计算面片簇的宽度和面积的函数;  $t_H$ 、 $t_W$  和  $t_A$  分别为建筑物边界高度、宽度和面积阈值。

1.2 建筑物候选区域多尺度空间构建及目标区域拓扑关系图生成

基于形态学重建的多尺度空间可以对建筑物候选区域生成多层次数据。随着尺度增大,区域内几何结构复杂度逐渐降低直到变成平面,成为模拟人眼从整体到局部稳健识别地物的数据基础<sup>[19]</sup>。因此,本文采用基于形态学开、闭重建的多尺度空间,加入点云平面分割方法以防止坡面结构部分区域平面化而影响拓扑关系构建。

假设建筑物候选区域原始点云为  $P$ , 选定尺度因子序列值为  $s = \{0, 2, 4, 8, \dots\}$ 。其多尺度空间构建步骤如下。

1) 初始化

当前尺度因子  $s$  取值为 0, 当前处理点云  $P'$  为  $P$ 。

2) 点云平面分割

利用点云平面分割方法<sup>[20]</sup>对点云  $P'$  分割, 将小于点数  $t_N$  的面片剔除, 并计算剩余面片的坡度。如果大于  $t_S$ , 则标记为坡面; 否则标记为水平面。

3) 开重建

以当前尺度  $s$  作为窗口  $B_s$  的半径, 利用式(2)对点云  $P'$  开运算, 得到  $P_o$ :

$$P_o = (P' \odot B_s) \oplus B_s \quad (2)$$

式中,  $\oplus$  为膨胀符号;  $\odot$  为腐蚀符号。

将  $P_o$  作为标识点云  $Y$ ,  $P'$  作为模板点云  $X$ 。对  $Y$  进行迭代测地膨胀, 直到膨胀结果稳定为止, 如式(3)、式(4)所示, 得到开重建结果  $P_k^1 = \delta_X^{(n)}(Y)$ :

$$\delta_X^{(1)}(Y) = (Y \oplus B_l) \wedge X \quad (3)$$

$$\delta_X^{(n)}(Y) = \underbrace{\delta_X^{(1)} \circ \delta_X^{(1)} \circ \dots \circ \delta_X^{(1)}}_n(Y) \quad (4)$$

式中,  $\delta$  为测地膨胀符号;  $\wedge$  为最小上界;  $B_l$  为单位窗口;  $n$  为测地膨胀迭代次数; 符号  $\circ$  为运算符号。

4) 闭重建

以当前尺度  $s$  作为窗口  $B_s$  半径, 利用式(5)对  $P_k^1$  闭运算, 得到闭运算结果  $P_c$ :

$$P_c = (P_k^1 \oplus B_s) \odot B_s \quad (5)$$

将  $P_c$  作为标识点云  $Y$ , 将  $P_k^1$  作为模板点云  $X$ , 对  $Y$  进行迭代测地腐蚀, 直到腐蚀结果稳定为止, 如式(6)、式(7)所示, 得到闭重建结果  $P_k^2 =$

$\epsilon_X^{(n)}(Y)$ , 作为尺度  $s$  的重构结果:

$$\epsilon_X^{(1)}(Y) = (Y \odot B_I) \vee X \tag{6}$$

$$\epsilon_X^{(n)}(Y) = \underbrace{\epsilon_X^{(1)} \circ \epsilon_X^{(1)} \circ \cdots \circ \epsilon_X^{(1)}}_n(Y) \tag{7}$$

式中,  $\epsilon$  为测地腐蚀符号;  $\vee$  为最大下界;  $n$  为测地腐蚀迭代次数。

5) 尺度空间生成结束条件

对  $P_R^s$  进行平面测试, 如果是平面, 则尺度空间生成结束。如果不是平面, 算法遍历所有坡面片, 判断其是否变成平面。对于没变成平面的坡面, 则将坡面中点云高程恢复到开重建前高程。然后,  $s$  取下一个值,  $P' = P_R^s$ , 并转到步骤 2)。

在点云多尺度空间构建后, 利用相邻尺度间面片的包含关系, 构建不同尺度之间目标区域的拓扑关系图。其中, 图的根节点代表目标区域整体, 叶节点代表最小尺度下目标区域的点云面片。

1.3 基于目标区域拓扑关系图的建筑物点云提取

1.3.1 特征计算及目标区域分类

为了提高目标区分能力, 本文从目标整体的角度, 并根据各类地物随尺度变化的特点, 提出 5 种特征量。

特征量 1 面积  $A$  指根节点面片的面积。

特征量 2 宽度  $W$  指根节点面片的宽度。

特征量 3 分割面片总面积最大变化率  $R_A$  指不同尺度下所有分割面片总面积的最小和最大值之比。若为建筑物区域, 该值较大; 若为植被区域, 该值较小。

特征量 4 地面点云所占面积比  $R_G$  指根节点面片范围内, 地面点云分布面积所占比例。在建筑物区域, 该值接近于 0, 而在植被区域, 激光能够穿透树冠直到地面, 该值更大。

特征量 5 分割点云数量最大变化率  $R_N$  指不同尺度下所有分割面片包含点云数总和的最小和最大值之比。在建筑物区域, 该值比较大; 在植被区域, 该值比较小。

对每个目标区域, 计算以上特征量, 利用式 (8) 剔除植被等地物目标区域, 提取建筑物区域。

$$R = \left\{ O_i \in O \left| \begin{array}{l} \text{规则 1: } A > t_A \& \\ \text{规则 2: } W > t_W \& \\ \text{规则 3: } R_A > t_{R_A} \& \\ \text{规则 4: } R_G > t_{R_G} \& \\ \text{规则 5: } R_N > t_{R_N} \end{array} \right. \right\} \tag{8}$$

式中,  $R$  为建筑物区域;  $O$  是目标区域集合;  $O_i$  是第  $i$  个目标区域;  $t_A$ 、 $t_W$ 、 $t_{R_A}$ 、 $t_{R_G}$  和  $t_{R_N}$  分别是 5 个特征量阈值;  $t_A$  和  $t_W$  主要剔除小地物,

其值取决于最小建筑物的宽度和面积;  $t_{R_A}$ 、 $t_{R_G}$  和  $t_{R_N}$  主要区分建筑物区域和大型植被等地物区域。

1.3.2 建筑物点云精确提取

建筑物区域可能存在植被等地物, 而植被等地物在最小尺度上通常被分割成小面片或者离散点云, 且分布于建筑物附近。因此, 首先利用面积阈值  $t_{A1}$  提取最小尺度下的小面片以及离散点云作为待处理点云。然后, 对待处理点云水平方向区域增长, 生成不同的区域, 并提取其外边界。最后, 判断区域是否位于建筑物候选区域外边界附近。如果其位于建筑物候选区域内部, 则将此区域中的面片作为建筑物屋顶部件; 如果其位于建筑物候选区域外边界附近, 则计算 5 个特征量, 并利用式 (8) 剔除建筑物附近的植被等地物, 提取建筑物点云。

2 实验与分析

本文采用国际摄影测量协会 (ISPRS) 提供的 5 份测试数据进行实验, 如图 2 所示。前 3 份数据 (区域 1~3) 来源于德国 Vaihingen, 建筑物主要有居民楼、形状复杂的历史建筑以及小建筑物等, 并且建筑物附近有植被。后两份数据 (区域 4~5) 来源于加拿大 Toronto 的商业中心区域数据, 建筑物主要是高层建筑, 建筑物屋顶结构复杂, 且屋顶部件较多。5 份数据能够很好地检测算法在区分建筑物和植被等地物的能力以及场景的适应性。

实验采用表 1 中的参数值分别对 5 份数据进行处理, 并将结果提交 ISPRS 评估。其中, 评估指标有基于面积的指标、基于目标的指标以及建筑物边界点均方根误差等, 而基于面积的指标和基于目标的指标又分别包括完整度  $C_P$ 、正确率  $C_R$  和质量  $Q^{[21]}$ 。评估结果如图 3 以及表 2 所示, 详细情况见 <http://www2.isprs.org/commissions/comm3/wg4/results.html> 中的 WHU\_YD。

表 1 参数设置  
Tab.1 Parameter Settings

参数	区域 1	区域 2	区域 3	区域 4	区域 5
$t_N$	10	10	10	10	10
$t_A / \text{m}^2$	5	5	5	50	50
$t_W / \text{m}$	2	2	2	5	10
$t_H / \text{m}$	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5
$t_S / (^\circ)$	10	10	10	10	10
$t_{R_A}$	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
$t_{R_G}$	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
$t_{R_N}$	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
$t_{A1}$	5	5	5	5	5

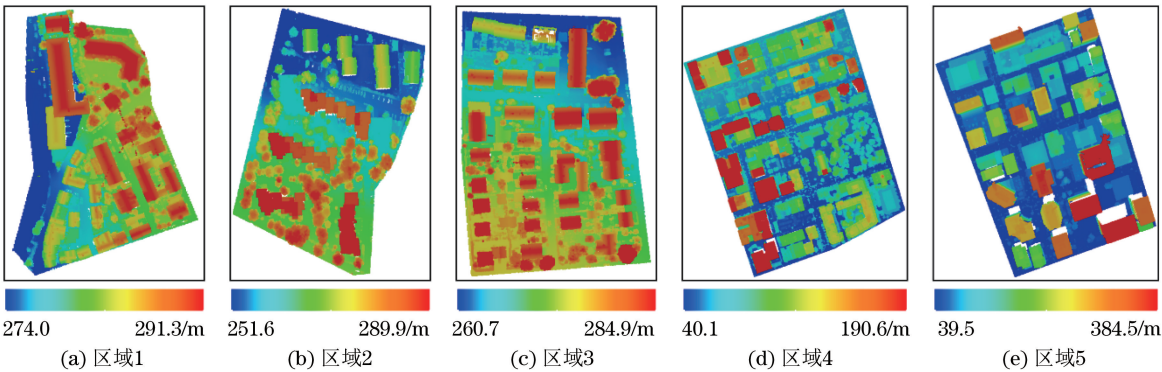


图 2 ISPRS 测试数据集  
Fig.2 Datasets from ISPRS

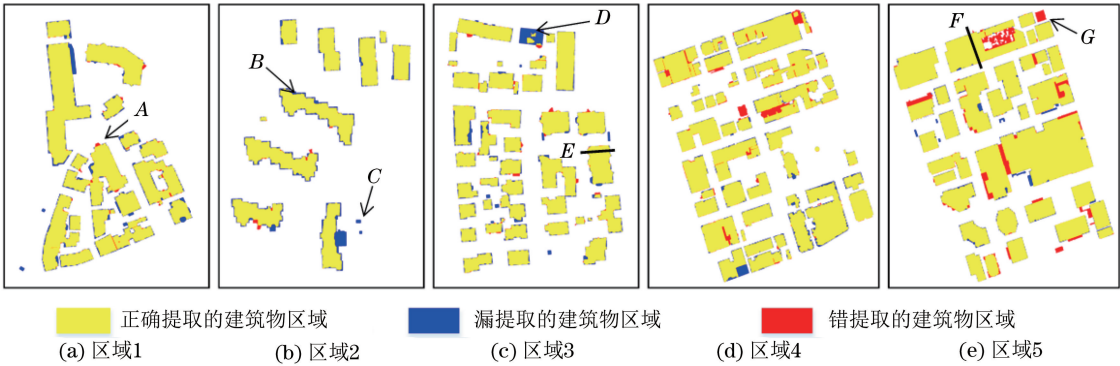


图 3 ISPRS 评估结果图  
Fig.3 Evaluation of Building Detection by ISPRS

表 2 ISPRS 定量评估结果

Tab.2 Quantitative Evaluation Results by ISPRS

城市	区域	基于面积指标 / %			基于目标指标 / %			基于目标(> 50 m <sup>2</sup> )指标 / %			RMS / m
		$C_P$	$C_R$	$Q$	$C_P$	$C_R$	$Q$	$C_P$	$C_R$	$Q$	
Vaihingen	区域 1	91.8	98.6	90.6	91.9	100.0	91.9	100.0	100.0	100.0	0.9
	区域 2	87.3	99.0	86.5	85.7	100.0	85.7	100.0	100.0	100.0	0.7
	区域 3	90.2	98.1	88.7	85.7	98.0	84.2	97.4	100.0	97.4	0.6
	均值	89.8	98.6	88.6	87.8	99.3	87.3	99.1	100.0	99.1	0.73
	区域 4	94.7	95.5	90.6	98.3	96.6	94.9	100.0	96.6	96.6	0.8
Toronto	区域 5	96.9	93.7	91.0	84.2	94.1	80.0	91.4	94.1	86.5	0.7
	均值	95.8	94.7	90.8	91.3	95.4	87.5	95.7	95.4	91.6	0.75

从评估结果可以发现,两组数据基于目标指标和面积指标的正确率的平均值分别是 99.3%、98.6%和 95.4%、94.7%,表明算法能够高质量地区分建筑物与植被等其他地物,表现为图 3 中的红色区域非常少。在目标层次上,算法从 5 份数据中总共提取 188 栋建筑物,仅有 5 栋错提取。两组数据基于目标和面积的完整度的平均值分别是 87.8%、89.8%和 91.3%、95.8%,表明算法能够提取大部分建筑物区域,表现为图 3 中蓝色区域很少;并且能够有效地提取建筑物的附属结构和屋顶部件,如图 4 所示。算法能够剔除建筑物

屋顶上的噪声以及大部分植被等地物,如图 4(b)所示。对大于 50 m<sup>2</sup> 的建筑物,算法结果较好,Vaihingen 数据完整度和正确率平均值分别是 99.1%、100.0%; Toronto 数据的完整度和正确率平均值分别是 95.7%和95.4%。但算法也存在一些问题。由于分割面片过于小而破碎,算法容易漏提取建筑物边缘小部件、小建筑物、数据缺失建筑物等,如图 3 中 B、C、D 处;算法可能将建筑物附近表面平坦的地物错误当成建筑物附属结构,如图 3 中 A 处;且有可能错误提取少量与建筑物非常相似的目标,如图 3 中 G 处。



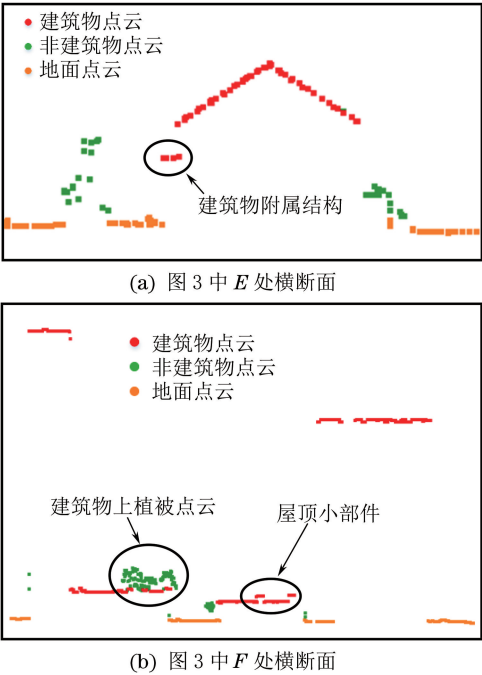


图 4 图 3 中 E、F 两处横断面图

Fig.4 Two Cross-sections of E and F in Fig. 3

此外,将本文算法与其他参与 ISPRS 评估的方法对比<sup>[2]</sup>,其中 Vaihingen 数据方面参评方法比较多,而 Toronto 数据方面参评方法特别少。首先,将本文方法与仅采用激光点云的方法对比,结果列于表 3、4。可以看出,考虑所有建筑物的情况下,对于 Vaihingen 和 Toronto 两组数据,本文算法基于面积和目标的质量指标都是最好的。在考虑大于 50 m<sup>2</sup> 建筑物的评估方面,对于 Vaihingen 数据,基于目标质量指标比 HANC2 低 0.9%;对于 Toronto 数据,本文基于目标质量指标最好。在建筑物边界均方根误差方面,Vaihingen 数据方面,建筑物边界均方根误差比 HANC1 大 0.06 m;Toronto 数据方面,建筑物边界均方根误差本文算法最好。进一步地,将本文算法与文献[2]以及网页(<http://www2.isprs.org/commissions/comm3/wg4/results.html>)中所有提取方法相比。Vaihingen 数据方面,由于 ISPRS 提供了正射影像以及高质量的影像和点云配准结果,且建筑物相对不高,影像融合 DSM 的某些方法在单方面指标中的最优方法比本文方法更好,ZJU 方法<sup>[2]</sup>面积质量指标达到最高 89.7%,高于本文方法 1.1%,但目标质量指标为 74.8%,比本文方法低 12.5%;LJU1 方法<sup>[2]</sup>目标质量指标达到最高 87.9%,比本文方法高 0.6%。在 Toronto 数据方面,主要由于高建筑物过多等原因,参评的影像辅助 DSM 或激光点云方法很少且效果不佳,目标质量指标最低值达到 21.0%;

而本文方法仅在大于 50 m<sup>2</sup> 的目标质量指标上,比基于 DSM 的 MAR2 方法(92.7%)低 1.1%,其他面积和目标质量指标方面都是最佳。

由此可以证明,在不同的城市场景下,本文算法能够稳健地提取各种类型建筑物,并保持很高的正确率,同时维持较好的建筑物边界精度。

表 3 Vaihingen 数据、本文方法与其他基于激光点云方法比较

Tab.3 Performance Comparison of Methods Solely Using ALS Points in Vaihingen Dataset				
方法	面积质量 指标/%	目标质量 指标/%	目标(>50 m <sup>2</sup> ) 质量指标/%	RMS /m
UMTA	81.5	79.1	99.1	0.87
UMTP	80.3	78.1	96.0	0.97
MON	82.8	77.7	99.1	0.93
VSK	84.6	79.7	97.9	0.87
WHUY1	80.8	76.5	95.4	0.83
WHUY2	82.3	81.3	97.2	0.90
HANC1	85.2	62.4	95.8	<b>0.67</b>
HANC2	84.6	61.9	<b>100.0</b>	0.83
HANC3	87.9	71.7	98.9	0.70
MON2	80.7	81.6	99.1	0.92
本文方法	<b>88.6</b>	<b>87.3</b>	99.1	0.73

注:最好结果加粗显示。

表 4 Toronto 数据、本文方法与其他基于激光点云方法比较

Tab.4 Performance Comparison of Methods Solely Using ALS Points in Toronto Dataset				
方法	面积质量 指标/%	目标质量 指标/%	目标(>50 m <sup>2</sup> ) 质量指标/%	RMS /m
WHUY2	86.5	86.8	90.9	1.1
MON2	88.7	76.9	90.7	1.0
本文方法	<b>90.8</b>	<b>87.5</b>	<b>91.6</b>	<b>0.8</b>

注:最好结果加粗显示。

3 结 语

本文以机载 LiDAR 点云为研究对象,提出了一种基于目标区域拓扑关系图的建筑物点云层次提取方法。利用 ISPRS 提供的 Vaihingen 和 Toronto 两种城市场景数据对算法进行测试,并与其他方法比较。结果表明,本文算法在不同的城市场景下建筑物提取最为稳定,且具有很高的正确率。但是该方法仍存在小建筑物漏提取,将建筑物附近的表面平坦地物错误当成建筑物附属

结构等问题。本文下一步将重点研究如何提高小建筑物提取质量。

## 参 考 文 献

- [1] Shan J, Toth C K. Topographic Laser Ranging and Scanning: Principles and Processing[M]. London: CRC Press, 2008
- [2] Rottensteiner F, Sohn G, Gerke M, et al. Results of the ISPRS Benchmark on Urban Object Detection and 3D Building Reconstruction[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 93: 256-271
- [3] Wang Ren, Xu Qing, Zhu Xinhui. Picking up Footprints of Building from Airborne LiDAR Data with Multi-strategies [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2008, 33(7): 688-691(王刃, 徐青, 朱新慧. 用多种策略从机载 LiDAR 数据中提取建筑物脚点[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2008, 33(7): 688-691)
- [4] Mongus D, Lukač N, Žalik B. Ground and Building Extraction from LiDAR Data Based on Differential Morphological Profiles and Locally Fitted Surfaces [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 93: 145-156
- [5] Jochem A, Höfle B, Wichmann V, et al. Area-wide Roof Plane Segmentation in Airborne LiDAR Point Clouds [J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2012, 36(1): 54-64
- [6] Yang B, Xu W, Dong Z. Automated Extraction of Building Outlines from Airborne Laser Scanning Point Clouds [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 10(6): 1 399-1 403
- [7] Awrangjeb M, Fraser C. Automatic Segmentation of Raw LiDAR Data for Extraction of Building Roofs [J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(5): 3 716-3 751
- [8] Xu Wenxue, Yang Bisheng, Dong Zhen, et al. Building Extraction from Point Cloud Using Marked Point Process [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(5): 520-525 (徐文学, 杨必胜, 董震, 等. 标记点过程用于点云建筑物提取[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2014, 39(5): 520-525)
- [9] Niemeyer J, Rottensteiner F, Soergel U. Contextual Classification of LiDAR Data and Building Object Detection in Urban Areas [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 87: 152-165
- [10] Sohn G, Dowman I. Data Fusion of High-resolution Satellite Imagery and LiDAR Data for Automatic Building Extraction [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2007, 62: 43-63
- [11] Guan Haiyan, Deng Fei, Zhang Jianqing, et al. Object-based Fusion and Classification of Airborne Laser Scanning Data and Aerial Images [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2009, 34(7): 830-833(管海燕, 邓非, 张剑清, 等. 面向对象的航空影像与 LiDAR 数据融合分类[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2009, 34(7): 830-833)
- [12] Qin R, Fang W. A Hierarchical Building Detection Method for very High Resolution Remotely Sensed Images Combined with DSM Using Graph Cut Optimization [J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2014, 80(9): 873-883
- [13] Wu Jun, Liu Rong, Guo Ning, et al. Aerial LiDAR Data Classification Using Weighted Support Vector Machines [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2013, 38(1): 1-6(吴军, 刘荣, 郭宁, 等. SVM 加权学习下的机载 LiDAR 数据多元分类研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2013, 38(1): 1-6)
- [14] Guo B, Huang X, Zhang F, et al. Classification of Airborne Laser Scanning Data Using Joint Boost [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, 100: 71-83
- [15] Gao Guang, Ma Hongchao, Zhang Liang. Automatic Extraction of Building Roofs from LiDAR Data Using a Hybridized Method [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(10): 1 225-1 230(高广, 马洪超, 张良. 利用合成算法从 LiDAR 数据提取屋顶面[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2014, 39(10): 1 225-1 230)
- [16] Richter R, Behrens M, Döllner J. Object Class Segmentation of Massive 3D Point Clouds of Urban Areas Using Point Cloud Topology [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2013, 34(23): 8 408-8 424
- [17] Sánchez-Lopera J, Lerma J L. Classification of LiDAR Bare-earth Points, Buildings, Vegetation, and Small Objects Based on Region Growing and Angular Classifier [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2014, 35(19): 6 955-6 972
- [18] Yang B, Huang R, Dong Z, et al. Two-step Adaptive Extraction Method for Ground Points and Breaklines from Lidar Point Clouds [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, 119: 373-389
- [19] Vincent L. Morphological Grayscale Reconstruction in Image Analysis: Applications and Efficient Algorithms [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1993, 2: 176-201

[20] Dong Zhen, Yang Bisheng. Hierarchical Extraction of Multiple Objects from Mobile Laser Scanning Data[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2015, 44(9):980-987(董震, 杨必胜. 车载激光扫描数据中多类目标的层次化提取方法[J]. 测绘学报, 2015, 44(9): 980-987)

[21] Rutzinger M, Rottensteiner F, Pfeifer N. A Comparison of Evaluation Techniques for Building Extraction from Airborne Laser Scanning[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2009, 2(1): 11-20

## Building Points Detection from Airborne LiDAR Point Clouds Using Topological Relationship Graph Within Each Object Region

HUANG Ronggang<sup>1</sup> YANG Bisheng<sup>1</sup> LI Jianping<sup>1</sup> TIAN Mao<sup>1</sup> LIANG Xinmei<sup>2</sup>

1 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China  
2 Faculty of Information Engineering, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China

**Abstract:** In the field of Airborne LiDAR point clouds processing, building points extraction is always an active area. The core of this task is to separate building points from vegetation or other objects, but it is very difficult in different urban scenes. Therefore, this paper proposes a hierarchical method to precisely detect building points, aiming to improve the ability of separating buildings and other objects in various complex urban scenes. The method firstly separates non-ground points from ground points based on the filtering process, and to extract building candidate regions from non-ground points according to some simple geometrical features of a building. For each building candidate region, the morphological reconstruction and the point segmentation are fused to generate multi-scale space, and to construct topological relationship graphs between adjacent scales. Then, the proposed method extracts building regions from all object regions by five features based on topological relationship graphs. Finally, the proposed method removes non-building points from building regions for obtaining the final building points. In order to verify the validity and reliability of the proposed method, ISPRS (International Society for Photogrammetry and Remote Sensing) benchmark datasets from Vaihingen and Toronto are selected to perform experiments, and the results are evaluated by ISPRS. Results show that Completeness, Correctness, and Quality of object-based or area-based are larger than 87.8%, 94.7% and 87.3%, respectively. And compared with other methods, the method is the most robust in object-based or area-based evaluation. It demonstrates that the method could robustly detect building points in different urban scenes with a high correctness.

**Key words:** airborne laser scanning; point clouds; morphological reconstruction; point segmentation; building detection; topological relationship graph

**First author:** HUANG Ronggang, PhD candidate, specializes in objects extraction from Airborne LiDAR point clouds and full-waveform data processing. E-mail: gang3217@whu.edu.cn

**Corresponding author:** YANG Bisheng, PhD, professor. E-mail: bshyang@whu.edu.cn

**Foundation support:** The National Key Technology Research&Development Program, No. 2014BAL05B07; the National Natural Science Foundation of China, No. 41531177; Public Science and Technology Research Funds Projects of Ocean, No. 2013418025-6.