

# 融合光谱特征和几何特征的建筑物提取算法

何曼芸<sup>1</sup>, 程英蕾<sup>1</sup>, 廖湘江<sup>2</sup>, 赵中阳<sup>1</sup>

<sup>1</sup>空军工程大学信息与导航学院, 陕西 西安 710077;

<sup>2</sup>94816 部队, 福建 福州 350002

**摘要** 机载 LiDAR 点云系统由于获取三维立体信息方便、快捷, 已被广泛应用到城区目标的提取与识别中, 但 LiDAR 点云数据缺乏光谱特征, 对建筑物提取识别时常在植被茂密的树冠处出现错检现象。针对这一问题, 提出了融合航空影像光谱特征与 LiDAR 点云几何特征的建筑物提取算法。通过 LiDAR 点云数据与航空影像数据的配准, 实现了点云数据光谱信息的提取; 通过改进传统的张量投票机制, 融合光谱特征与空间几何特征形成了新的融合分类特征; 运用随机森林算法实现了建筑物点的提取。仿真实验基于 ISPRS 提供的测试数据集进行, 通过对融合光谱特征前后的实验结果可知, 所提算法的精度明显提高, 提取质量达到 94.26%, 证明了融合光谱特征对于建筑物提取精度提升的重要作用。

**关键词** 遥感; LiDAR; 建筑物提取; 张量投票; 航空影像; 随机森林

中图分类号 TP751

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.042803

## Building Extraction Algorithm by Fusing Spectral and Geometrical Features

He Manyun<sup>1</sup>, Cheng Yinglei<sup>1</sup>, Liao Xiangjiang<sup>2</sup>, Zhao Zhongyang<sup>1</sup>

<sup>1</sup>College of Information and Navigation, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710077, China;

<sup>2</sup>Unit of 94816, Fuzhou, Fujian 350002, China

**Abstract** Airborne LiDAR systems are widely used in urban objects extraction and recognition because of the advantages in obtaining 3D information conveniently and rapidly. However, it considers geometrical features regardless of buildings and vegetation spectral features and error rate is high in the dense canopy. Aiming at this problem, an algorithm of building extraction by fusing spectral features in aerial images and geometrical features in LiDAR data is proposed. Firstly, the spectrum information can be obtained by registering with LiDAR data. Then, the new feature which fuses spectral and geometrical information is formed by improved tensor voting. Finally, building extraction is achieved by random forests algorithm. Simulation test datasets are provided by ISPRS. Through the comparison of results before and after fusing spectral features, the accuracy of the proposed algorithm is obviously high and the extraction quality of proposed algorithm reaches to 94.26%. The simulation results prove the importance of fusing spectral features in building extraction.

**Key words** remote sensing; LiDAR; building extraction; tensor voting; aerial images; random forests

**OCIS codes** 280.3640; 100.2000; 100.3008

## 1 引言

机载 LiDAR 系统是一种新兴的主动传感器探测系统。LiDAR 点云数据可以快速获取, 不易受天

气和时段的影响, 能全天候 24 h 进行数据采集<sup>[1]</sup>, 常被应用到军事学、地球科学和物理学等领域<sup>[2]</sup>。基于 LiDAR 点云数据的目标提取与分类研究对机载 LiDAR 系统的实际应用具有重要意义, 是近年

收稿日期: 2017-10-09; 收到修改稿日期: 2017-11-06

基金项目: 国家自然科学基金(41601436)、陕西省自然科学基金(2015JM6346)

作者简介: 何曼芸(1993—), 女, 硕士研究生, 主要从事机载 LiDAR 数据处理方面的研究。E-mail: myhe93@163.com

导师简介: 程英蕾(1964—), 女, 博士, 教授, 硕士生导师, 主要从事图像处理与融合方面的研究。

E-mail: ylcheng718@163.com(通信联系人)

来的研究热点及重要课题之一。

张量投票<sup>[3]</sup>具有强大的显著性结构推理能力,已成功应用于图像处理、点云处理和计算机视觉等多个领域<sup>[4]</sup>。文献[4]探究了张量投票的二维解析方法。文献[5]采用张量投票机制对机载 LiDAR 点云数据进行坡度穿透率的投票,突出了建筑物与植被点云数据在空间分布上的差异,并通过阈值分类取得了机载 LiDAR 点云数据较好的建筑物提取效果。通过张量投票充分体现了点云数据之间的相邻性和相似性等特点,建筑物的提取精度较高。但是,文献[5]仅依靠机载 LiDAR 点云数据的建筑物提取方法,在邻域点云高程变化较小的茂盛树冠点处的错分率较大,提取精度较低。而融合航空影像数据与 LiDAR 点云数据的建筑物提取方法能够充分利用两种数据的优势,形成优势互补,提供更加准确的建筑物特征,如今已经成为研究的热点与发展趋势。文献[6]通过融合 LiDAR 点云数据与光谱信息实现了建筑物、树木、低矮植被和道路的分类提取。文献[7]利用点云强度信息对道路进行粗提取,再结合影像光谱信息对粗提取的点云进行优化,实现了无需精确配准的高精度道路提取。文献[8]将

光谱信息作为特征向量进行聚类,利用高程信息提取建筑物轮廓,获得了较高的分类正确率和轮廓提取精度。

本研究在 LiDAR 点云数据高程信息的基础上,针对文献[5]中茂盛冠点的错分类问题,通过改进张量投票机制,提出了融合光谱特征和几何特征的建筑物提取算法,并采用提取的融合特征和随机森林算法对 LiDAR 点云进行分类,实现了较高精度的建筑物提取。

## 2 基本原理

本研究所提算法首先将原始 LiDAR 点云数据与光学航空影像数据进行配准,以获取点云数据对应的光谱信息,然后选取邻域范围内的点作为中心点的投票点,通过改进张量投票函数,计算 LiDAR 点云数据的融合特征,最后将样本点云数据高程值和投票函数值组成分类特征向量,利用随机森林的机器学习算法进行分类器训练,最后将测试数据的特征向量输入分类器,得到建筑物点云数据的提取结果,并对分类精度进行评价。算法的具体流程如图 1 所示。

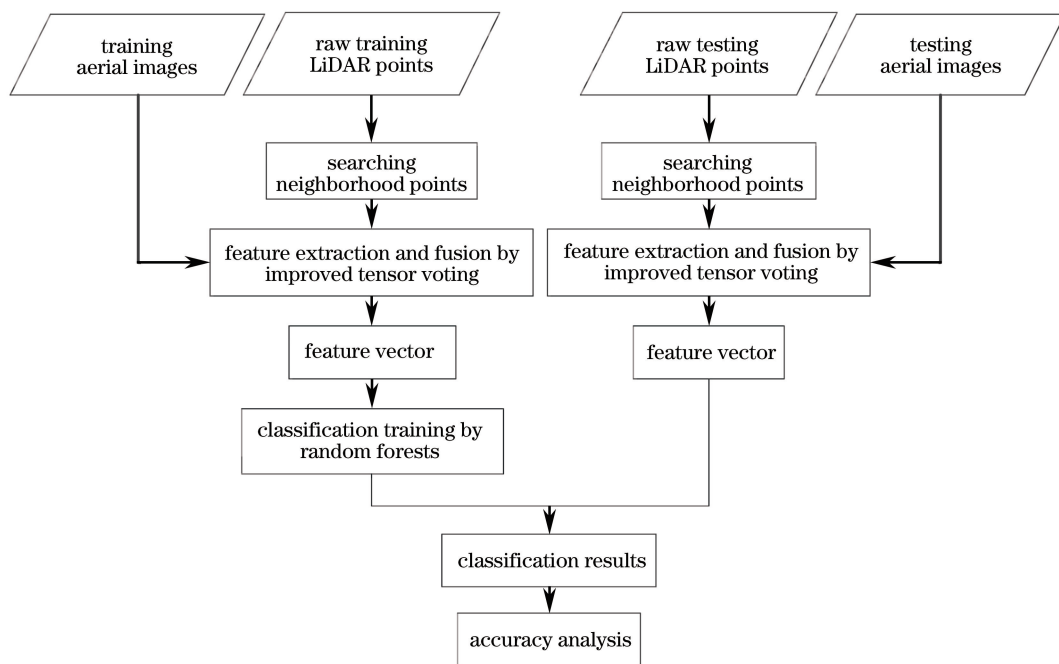


图 1 算法流程图

Fig. 1 Algorithm flow chart

### 2.1 LiDAR 点云光谱信息的提取

LiDAR 点云数据与其同步获取的航空影像数据之间的配准是融合 LiDAR 点云数据点几何特征与航空影像数据光谱特征的重要步骤, LiDAR 点

云数据三维坐标点与图像行列坐标的对应关系需要通过相机坐标系进行转换<sup>[8]</sup>。相机坐标系  $(x_c, y_c)$  与目标坐标系  $\mathbf{P} = (X, Y, Z)^T$  之间的转换关系为

$$\begin{cases} \mathbf{P}_C = (X_C, Y_C, Z_C)^T = \mathbf{R}_0^T (P - P_0) \\ x_C = -f \frac{X_C}{Z_C} \\ y_C = -f \frac{Y_C}{Z_C} \end{cases}, \quad (1)$$

式中  $P_0$  为投影中心,  $f$  为相机焦距,  $\mathbf{R}_0$  为旋转矩阵。

相机坐标系  $(x_C, y_C)$  与图像坐标系  $(I_{\text{row}}, I_{\text{col}})$  的转换公式为

$$\begin{cases} I_{\text{col}} = I_{\text{col,PP}} + \frac{x_C}{\Delta} \\ I_{\text{row}} = I_{\text{row,PP}} - \frac{y_C}{\Delta} \end{cases}, \quad (2)$$

式中  $(I_{\text{row,PP}}, I_{\text{col,PP}})$  为中心点的坐标,  $\Delta$  为相机的像素尺寸。

选取国际摄影测量与遥感学会 (ISPRS) 提供的 Vaihingen 数据集中包含 Area2 区域的航空影像文件 10040083.tif 进行实验。文献[9]阐述了数据的相关信息, 获取航空影像数据时投影中心点  $P_0$  的坐标  $(X_0, Y_0, Z_0) = (497048.699, 5419882.847, 1184.616)$ , 旋转矩阵中三个方向夹角数值  $\omega = 0.34834$  gon,  $\varphi = -0.40178$  gon,  $\kappa = -199.44720$  gon, 旋转矩阵  $\mathbf{R}_0$  的计算公式为

$$\mathbf{R}_0 = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix}, \quad (3)$$

式中  $r_{11} = \cos \varphi$ ,  $r_{12} = -\cos \varphi \sin \kappa$ ,  $r_{13} = \sin \varphi$ ,  $r_{21} = \sin \omega \sin \varphi \cos \kappa + \cos \omega \sin \kappa$ ,  $r_{22} = -\sin \omega \sin \varphi \sin \kappa + \cos \omega \sin \kappa$ ,  $r_{23} = -\sin \omega \cos \varphi$ ,  $r_{31} = -\cos \omega \sin \varphi \cos \kappa + \sin \omega \sin \kappa$ ,  $r_{32} = \cos \omega \sin \varphi \sin \kappa + \sin \omega \cos \kappa$ ,  $r_{33} = \cos \omega \cos \varphi$ 。

相机的焦距为 120.000 mm, 像素尺寸  $\Delta$  为 0.012 mm, 中心点的坐标  $(I_{\text{row,PP}}, I_{\text{col,PP}})^T = (6912.0, 3840.0)^T$ 。

## 2.2 张量投票原理

在张量投票中, 某一 LiDAR 点云数据点作为被投票点  $R$ , 其邻域点为该点的投票点  $V$ ,  $\mathbf{N}$  为投票点的法向量,  $s$  为切线方向与  $\mathbf{N}$  垂直且过  $V, R$  两点的弧,  $l$  为投票点  $V$  与被投票点  $R$  之间线段的长度,  $\theta$  为过  $V$  点和弧  $s$  相切的平面与线段  $VR$  之间的夹角, 具体如图 2 所示。

投票强度的衰减函数体现了点之间的空间特征, 投票值随点之间空间结构的变化而变化, 其计算公式为

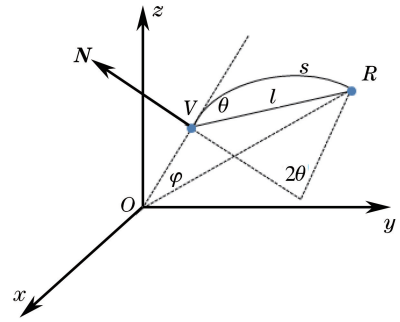


图 2 张量投票传递关系

Fig. 2 Transmitting relationship in tensor voting

$$D_F = \exp \left[ \frac{-(s^2 + ck^2)}{\sigma^2} \right], \quad (4)$$

式中:  $s = \theta l / \sin \theta$ ;  $\sigma$  为投票域大小;  $k$  为弧  $s$  的曲率,  $k = (2 \sin \theta) / l$ ;  $c$  为控制曲率衰减的系数,  $c = -16 \lg [0.1 \times (\sigma - 1)] / \pi^2$ 。  $\sigma$  控制信息传递的范围, 该值较大时可以平滑噪声, 较小时可以保留细节。投票强度的衰减函数值随着两点间距离及角度的增大而减小<sup>[4]</sup>。

当树木点与建筑物相距很近时, 树木点对建筑物点的投票信息就会产生错误, 造成无法区分的现象, 而建筑物点之间的法向量方向趋于一致, 投票点与被投票点法向量的夹角越小, 该点越有可能是建筑物点, 反之则为植被点。基于法向量夹角的张量投票衰减函数<sup>[5]</sup>考虑了点云数据的相似性, 修改后的张量投票的衰减函数为

$$D_{\text{nf}} = D_F \times \exp(-c_\varphi \varphi^2) = \exp \left[ - \left( \frac{s^2 + ck^2}{\sigma^2} + c_\varphi \varphi^2 \right) \right], \quad (5)$$

式中:  $\varphi$  为投票点与接收投票点法向量的夹角;  $c_\varphi$  为控制夹角衰减的系数, 一般认为夹角大于  $\pi/4$  时不产生传递信息, 通常取  $c_\varphi = 10$ 。

文献[5]选取坡度自适应穿透率  $E$  作为区分建筑物和植被的主要特征, 穿透率是在一定范围内三维点数量与二维点数量的比值, 体现了 LiDAR 点云数据的表面粗糙度, 坡度自适应穿透率在基本穿透率的基础上引进了屋顶坡度, 保证了斜坡屋顶点能被正确提取, 其计算公式为

$$\begin{cases} E = n_{3d} / n_{2d} \\ r_{3d} = r_{2d} / \cos \alpha \end{cases}, \quad (6)$$

式中  $\alpha$  为斜坡的坡度,  $r_{2d}$  为二维统计半径,  $r_{3d}$  为三维统计半径,  $n_{3d}$  和  $n_{2d}$  分别为三维、二维统计半径内点云的个数。

因此, 坡度自适应穿透率与点法向量的张量投

票值  $E_r$  为

$$E_r = E \times D_{nF}。 \quad (7)$$

遍历所有 LiDAR 点云数据可计算得到所有点的空间几何特征张量投票值。

### 2.3 改进的张量投票机制

对于茂盛的植物,过密的树冠会导致 LiDAR 点云数据的穿透力较弱,出现与建筑物类似的点云分布特性,此时基于点云空间分布的张量投票特征无法有效区分该类植被点与建筑物点,从而出现错检现象。从光学航空影像植被与建筑物的光谱特征出发,对张量投票机制进行改进,融合点云数据的光谱特征能够对点云空间分布特征相近的植被点与建筑物点进行有效区分。

本研究将归一化差值植被指数(NDVI)作为建筑物检测的重要指标,用  $a_{NDVI}$  表示,其表达式为

$$a_{NDVI} = \frac{C_{IR} - C_R}{C_{IR} + C_R}, \quad (8)$$

式中  $C_{IR}$  为近红外波段的光谱,  $C_R$  为红波段的光谱。归一化差值植被指数的取值为  $(-1, 1)$ , 由于植被对近红外光谱的强烈反射和红波段的强烈吸收, 植被点的  $a_{NDVI}$  值大于 0, 建筑物及岩石、地面点处的  $a_{NDVI}$  小于 0<sup>[10]</sup>。根据点云的空间分布规律做出如下推断: 如果某一点云数据点周围的建筑物点越多, 则该点越可能是建筑物点; 如果该点周围植被点越多, 则该点越可能是植被点。将这一特性作为张量投票机制改进的依据, 通过邻域点的  $a_{NDVI}$  统计值对中心点进行投票, 得到融合光谱信息与几何信息的投票值, 其中代表空间几何关系的衰减函数不变, 因为建筑物点云数据高程分布比较规则, 而植被点较杂乱, 这是 LiDAR 点云数据几何空间信息传递的重要体现。

利用航空影像光谱特征对张量投票衰减函数进行修改:

$$D_{snf} = \prod_{i=1}^M [\exp(a_{NDVI,i}) \cdot D_{nFi}], \quad (9)$$

式中:  $M$  为邻域范围内  $a_{NDVI}$  值与被投票点符号相同的点的个数;  $a_{NDVI,i}$  为这些点的  $a_{NDVI}$  值,  $a_{NDVI}$  值为 0 的点不参与投票;  $D_{nFi}$  为参与投票的邻域点对应传统几何张量投票中的衰减函数值。

因此, 设被投票点张量投票值用  $N_r$  表示:

$$N_r = N_{DVI_s} \cdot D_{snf} = N_{DVI_s} \cdot \prod_{i=1}^M [\exp(a_{NDVI,i}) \cdot D_{nFi}], \quad (10)$$

式中:  $N_{DVI_s}$  为被投票点的  $a_{NDVI}$  值,  $D_{nFi}$  和

$\prod_{i=1}^M [\exp(a_{NDVI,i})]$  始终大于 0, 因此  $N_r$  的正负符号与被投票点  $a_{NDVI}$  值的正负符号一致。当被投票点为建筑物点时, 其  $a_{NDVI}$  值小于 0, 在它的所有投票点中与其正负符号一致的点的数量越多,  $\prod_{i=1}^M [\exp(a_{NDVI,i})]$  值越小, 则  $N_r$  小于 0 且越接近于 0; 当被投票点为植被点时, 其  $a_{NDVI}$  值大于 0, 在它的所有投票点中与其正负符号一致的点的数量越多,  $\prod_{i=1}^M [\exp(a_{NDVI,i})]$  值越大,  $N_r$  大于 0 且越大。因此, 该算法提取的融合特征能够很好区分建筑物和植被点。

### 2.4 随机森林算法

随机森林<sup>[11]</sup>(RF)是一种基于集成学习思想的算法, 它的基本单元是决策树, 其基本思想是在 Bagging 策略的基础上进行了修改, 从样本集中用 Bootstrap 采样选出  $n$  个样本, 并从所有属性中随机选择  $k$  个属性, 选择最佳分割属性作为节点建立 CART 决策树, 重复以上两个步骤  $m$  次, 即建立了  $m$  颗分类回归树(CART)决策树, 这  $m$  个决策树构成随机森林, 通过投票表决结果, 决定数据属于哪一类。由于随机森林是集成学习方法, 是通过建立多个模型, 即建立多个分类器, 各自独立学习和做出决策, 并将其结果进行组合来解决一个单一预测的问题, 因此最终的结果相较于单一分类器做出的决策更优。

通常, 可以通过随机森林算法的分类结果对特征进行选择<sup>[12]</sup>, 也可进行分类特征重要性的评估<sup>[13]</sup>。文献[14]提出基于随机森林的封装式特征选择算法, 采用序列后向选择和广义序列后向选择方法进行特征选择; 文献[15]则通过随机森林算法, 对 LiDAR 点云数据分类常用的 20 个特征的重要性进行正确评估, 实现了针对不同场景下的特征自适应选择。研究对比了传统和改进张量投票特征的建筑物提取精度, 由于 LiDAR 点云数据高程是建筑物区别于其他数据点的重要特征, 因此选择高程分别与改进前后的张量投票特征组成特征向量, 进行随机森林算法分类器的训练及测试数据的分类, 最后对分类结果的精度进行计算分析, 并对特征重要性进行评估。具体步骤如下:

- 1) 导入原始 LiDAR 点云数据, 包括训练数据与测试数据;
- 2) 计算 LiDAR 点云数据对应的航空影像行列坐标, 获得其光谱信息;



3) 构建 LiDAR 点云数据的虚拟网格, 网格大小为  $2\text{ m} \times 2\text{ m}$ ;

4) 计算 LiDAR 点云数据的坡度穿透率投票值或改进的张量投票值;

5) 构成特征向量, 传统张量投票算法为  $[h, E_r]$ ,  $h$  为 LiDAR 点云数据高程值, 改进张量投票算法为  $[h, N_r]$ ;

6) 设定随机森林参数, 树木个数  $m = 200$ , 为了保证特征之间的独立性, 每次随机选择 1 个特征分量建立决策树, 即  $k = 1$ ;

7) 运用训练样本特征及数据集中标记好的标签进行随机森林分类器训练;

8) 采用训练好的分类器对测试样本进行分类, 得到分类结果。

在随机森林算法点云数据建筑物提取与分类的实验中, 仅在分类器训练时设置随机森林的决策树数目和选择特征数, 与具体的测试样本无关。文献[4]的算法经过点云张量投票后, 需要计算点云粗糙度、面积、边界, 提取并设定相关阈值, 以实现建筑物区域的精化。与之相比, 本研究所提算法更便捷, 自适应性更高。

### 3 算法仿真实验

实验主要分为两部分: 传统张量投票机制的建筑物提取实验; 通过改进张量投票机制, 融合 LiDAR 点云数据几何特征与航空影像光谱特征的建筑物提取实验。最后对比融合前后的点云分类实验结果, 对提取精度以及特征重要性进行评估。

#### 3.1 实验环境和数据

基于 MATLAB2014a 实验平台, 采用 ISPRS 提供的德国 Vaihingen 城市测试数据集中的 Area2 区域进行实验。文献[16]对测试数据集的信息进行了详细介绍, Area2 区域是高程较大的民用建筑物区域, 建筑物周围有许多植被, 包含丰富的地理环境、城区环境及建筑物类型, 能够充分验证本算法。Vaihingen 数据集中提供了航空影像数据以及与其对应的机载 LiDAR 点云数据, Area2 区域数字航空影像为彩色红外图像, 如图 3 所示, 其光谱组成为 IR-R-G, 可直接用来计算图像中植被的  $a_{\text{NDVI}}$  值, 而且这种近红外、红光和绿光的通道组合方式能够有效消除大气中气溶胶对植被指数的干扰。LiDAR 点云数据的平均点距为  $4\text{ points/m}^2$ , 如图 4 所示, 图中对 LiDAR 点云数据按照高程进行着色并显示。



图 3 Area2 航空影像

Fig. 3 Aerial image of Area2

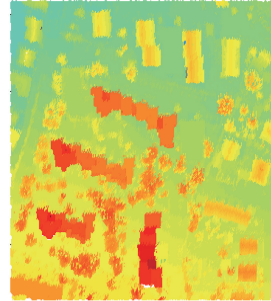


图 4 Area2 点云数据

Fig. 4 LiDAR data of Area2

Vaihingen 数据集提供的参考数据中已经对 LiDAR 点云数据的分类类别进行了标注, 提取相关建筑物特征后, 可以直接用随机森林算法训练分类器, 对 LiDAR 点云测试数据进行分类, 最终实现建筑物点的精确提取。

#### 3.2 实验结果及分析

LiDAR 点云数据的传统穿透率张量投票实验结果如图 5(a) 所示, 为了更好地观察, 图中根据参考数据的标记选取 LiDAR 地物的点云数据, 并用相应的投票值进行着色, 图中建筑物与植被的区分度较好。但是建筑物屋顶有起伏的边缘处的穿透率投票结果与植被相近, 会导致建筑物边缘提取不完整, 如图 5(a) 中①圈出的部分, 出现了与植被相近的蓝色边缘; 在树冠比较茂密的植被点处, 如图 5(a) 中②圈出的部分, 密集树冠导致植被点分布表面较“光滑”, 对穿透率的张量投票值与建筑物相近, 从而出现与建筑物点相近的浅蓝色部分; 因此单纯考虑空间几何特征不能实现建筑物点与植被点的精确区分。融合光谱特征和几何特征的建筑物提取算法的投票结果如图 5(b) 所示, 从图 5(b) 可以看出, 与传统的张量投票机制相比, 改进的张量投票机制对建筑物点与植被点的区分度得到增强, 在屋顶边缘以及植被树冠茂盛处也体现出较好的区分度。

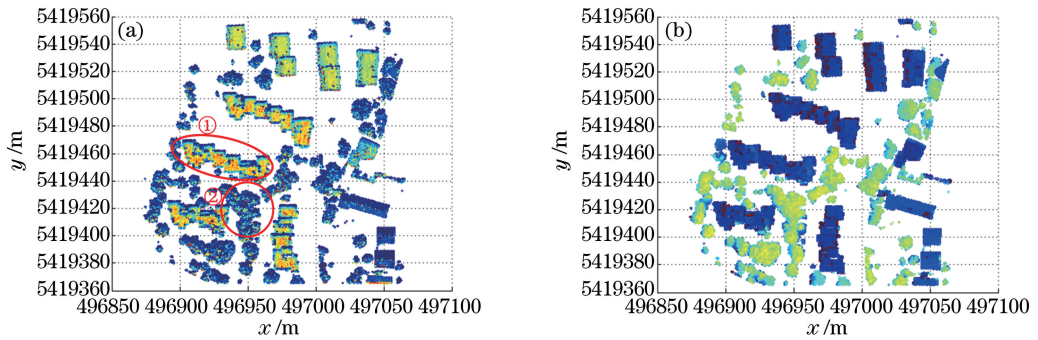


图5 (a)传统的张量投票结果和(b)融合光谱特征的张量投票结果

Fig. 5 (a) Traditional tensor voting results and (b) tensor voting results of fusing spectral feature

运用随机森林算法对 LiDAR 点云数据进行分类,实验结果如图 6 所示。

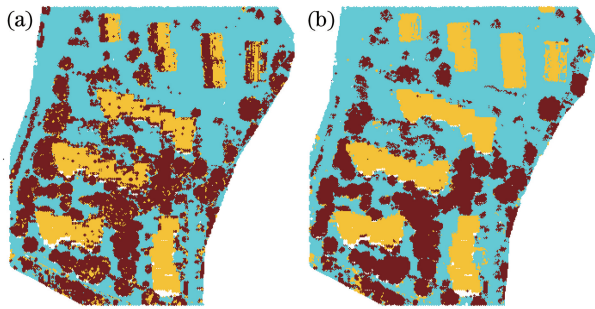


图6 (a)传统张量投票的点云分类结果和 (b)改进张量投票的点云分类结果

Fig. 6 Point cloud classification results of (a) traditional tensor voting and (b) improved tensor voting

图 6 中的红色部分为植被,黄色部分为建筑物,浅蓝色部分为地面区域。图 6(a)为传统张量投票的点云分类结果,图 6(b)为改进张量投票机制融合航空影像光谱信息后的点云分类结果。可以看出,融合了光谱特征后的点云分类准确度明显上升,建

筑物的提取更加完整,有效地改善了茂密树冠中的点易被判为建筑物点的问题,以及因屋顶坡度、边缘、小型凸起物导致 LiDAR 点云数据点间起伏较大而被误判断为植被点的问题。

实验对传统张量投票算法以及改进张量投票融合光谱特征算法的建筑物提取结果分别进行了目标级和像素级的准确度分析,采用 Sithole 等<sup>[17]</sup>提出的评价指标和文献[18]中给出的提取质量的计算方法进行计算,结果如表 1 所示。由表 1 可以看出,与传统张量投票算法相比,本研究所用算法的建筑物提取准确度明显提升,目标级正确率达到 100%,完整率达到 92.86%,像素级整体提取质量从 83.27% 提升至 94.26%,说明融合光谱特征的算法能够弥补点云数据空间几何特征的不足,对建筑物点与植被点的有效区分起到了重要作用。出现错检与漏检的原因是该部分由于遮挡而产生了阴影,基于  $a_{NDVI}$  值的光谱特征不明显,而且大多是突起物边缘处的数据点,二维范围内的点云数量远大于三维范围内的点云数量,导致穿透率较小。

表 1 准确度分析

Table 1 Accuracy analysis

Rank	Algorithm	Number of buildings	I error		II error		Quality / %
			False	Correctness / %	Omission	Completeness / %	
Object	Proposed	14	0	100	1	92.86	92.86
	Traditional		0	100	2	85.71	85.71
Area	Proposed	24260	444	98.17	983	95.95	94.26
	Traditional		709	97.07	3537	85.42	83.27

为了准确评估该算法的建筑物提取性能,将 LiDAR 点云数据的高程  $h$ , 穿透率  $E$ , 协方差矩阵相关特征(各向异性系数  $A_\lambda$ 、线性指数  $L_\lambda$ 、结构张量总变化指数  $O_\lambda$ 、平面指数  $P_\lambda$ ), 归一化植被指数  $a_{NDVI}$ , 穿透率投票值  $E_r$  和改进张量投票值  $N_r$  构成特征向量  $[h, E, A_\lambda, L_\lambda, O_\lambda, P_\lambda, a_{NDVI}, E_r, N_r]$ , 运用随机森林特征重要性来评估该算法<sup>[12,14]</sup>, 对融合

特征进行评估,实验结果如图 7 所示。

从图 7 可以看出, LiDAR 点云数据的高程  $h$  的重要性最高,达到 0.33222, 其次是改进张量投票机制的融合特征,达到 0.06277, 超过了原始  $a_{NDVI}$  值以及穿透率  $E$ , 而且传统投票张量投票特征  $E_r$  的重要性指标仅排在第五位,其重要性仅为 0.0085。从随机森林特征重要性评估实验结果可以看出,本研

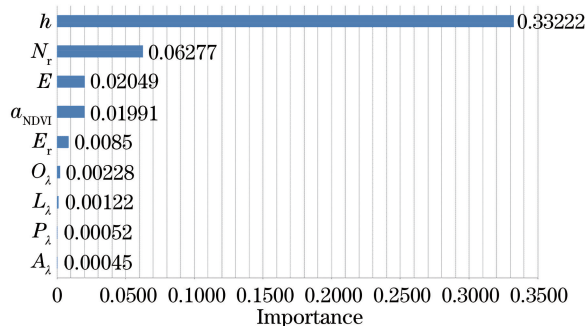


图7 特征重要性指标的对比

Fig. 7 Comparison of importance index of features

究所提算法对建筑物有效提取的重要性较高。

## 4 结 论

通过改进张量投票机制融合航空影像的光谱特征与点云几何特征,充分考虑了不同类别点云之间光谱特征的差异,弥补了仅使用几何特征进行提取的不足;通过随机森林算法实现了点云的自动准确分类;与定义分类规则的方法相比,本研究提出的算法需要设置的参数较少,提升了算法的自动化及自适应能力。通过对算法改进前后的实验结果进行定性及定量分析,证明了改进后的算法在建筑物提取准确度上有明显提升,以及航空影像中光谱信息在机载 LiDAR 点云数据分类中的重要性。研究成果对于融合多源传感器数据的目标检测研究具有积极意义,但是算法需要对数据进行训练,效率较低,下一步将重点研究如何提升建筑物提取算法的效率。

## 参 考 文 献

- [1] Hui Z Y, Hu Y J. Review on morphological filtering algorithms based on LiDAR digital elevation model construction[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(8): 080001.  
惠振阳, 胡友健. 基于 LiDAR 数字高程模型构建的数学形态学滤波方法综述[J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(8): 080001.
- [2] Huang Z W, Liu F, Hu G W. Improved method for LiDAR point cloud data filtering based on hierarchical pseudo-grid[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(8): 0828004.  
黄作维, 刘峰, 胡光伟. 基于多尺度虚拟格网的 LiDAR 点云数据滤波改进方法[J]. *光学学报*, 2017, 37(8): 0828004.
- [3] Mordohai P, Medioni G. Tensor voting: A perceptual organization approach to computer vision and machine learning [C]. *Synthesis Lectures on*

*Image Video & Multimedia Processing*, 2006, 2(1): 1-136.

- [4] Lin H B, Shao Y C, Wang W. The 2D analytical tensor voting algorithm[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2016, 42(3): 472-480.  
林洪彬, 邵艳川, 王伟. 二维解析张量投票算法研究[J]. *自动化学报*, 2016, 42(3): 472-480.
- [5] Yang W, Wan Y C, He P P. Automated detection of building region from airborne LiDAR data based on tensor voting[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2016, 41(9): 7-10.  
杨威, 万幼川, 何培培. 张量投票的机载 LiDAR 数据建筑物自动提取[J]. *测绘科学*, 2016, 41(9): 7-10.
- [6] Zhan Q M, Liang Y B, Wei C, *et al.* Ground object recognitions using combined high resolution airborne images and DSM[C]. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2012, XXXIX-B3: 573-577.
- [7] Zeng N H, Yue Y C, Huang C. Fusion of airborne LiDAR and aerial DOM for road extraction [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2016, 41(5): 96-99  
曾妮红, 岳迎春, 黄迟. 融合机载雷达和航空正射影像的道路提取[J]. *测绘科学*, 2016, 41(5): 96-99
- [8] Cheng X J, Cheng X L, Hu M J, *et al.* Building 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.
- [9] Rottensteiner F, Sohn G, Jung J, *et al.* The ISPRS benchmark on urban object classification and 3D building reconstruction [C]. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2012, 1/2/3: 293-298.
- [10] Guan H Y. Research on objects classification and simple buildings reconstruction based on digital images and LiDAR[D]. Wuhan: Wuhan University, 2009: 85-86.  
管海燕. LiDAR 与影像结合的地物分类及房屋重建研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2009: 85-86.
- [11] Breiman L. Random forests[J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.
- [12] Sun J, Lai Z L. Airborne LiDAR feature selection for urban classification using random forests [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan*

University, 2014, 39(11): 1310-1313.

孙杰, 赖祖龙. 利用随机森林的城区机载 LiDAR 数据特征选择与分类 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2014, 39(11): 1310-1313.

- [13] Li D W, Yang F B, Wang X X. Multisource remote sensing classification based on random forest and adaptive weighted D-S evidence synthesis [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(3): 031001.  
李大威, 杨风暴, 王肖霞. 基于随机森林与 D-S 证据合成的多源遥感分类研究 [J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(3): 031001.
- [14] Yao D J, Yang J, Zhan X J. Feature selection algorithm based on random forest [J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2014, 44(1): 137-141.  
姚登举, 杨静, 詹晓娟. 基于随机森林的特征选择算法 [J]. 吉林大学学报(工学版), 2014, 44(1): 137-141.
- [15] Zhang A W, Xiao T, Duan Y H. A method of adaptive selecting for airborne LiDAR point cloud classification [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(8): 082802.  
张爱武, 肖涛, 段乙好. 一种机载 LiDAR 点云分类的自适应特征选择方法 [J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(8): 082802.
- [16] Rottensteiner F, Sohn G, Gerke M, *et al.* ISPRS test project on urban classification and 3D building reconstruction [EB/OL]. [2017-09-29]. <http://www2.isprs.org/commission/com3/wg4/tests.html>.
- [17] Sithole G, Vosselman G. ISPRS test on extracting DEMs from point clouds: A comparison of existing automatic filters [EB/OL]. (2003-08-05) [2017-09-29]. <http://www.itc.nl/isprswgIII-3/filtertest/>.
- [18] Niemeyer J, Rottensteiner F, Soergel U. Conditional random fields for LIDAR point cloud classification in complex urban areas [C]. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2012, 1(3): 263-268.