

航空影像辅助的机载 LiDAR 植被点云分类

王果^{1*}, 王强², 张振鑫³, 徐棒¹, 赵光兴¹

¹河南工程学院土木工程学院, 河南 郑州 451191;

²天津师范大学天津市地理空间信息技术工程中心, 天津 300387;

³首都师范大学资源环境与旅游学院, 北京 100048

摘要 针对从非地面点云数据中难以自动分类植被和建筑物的问题, 提出一种航空影像辅助的机载 LiDAR (Light Detection and Ranging) 植被点云分类方法。根据植被的光谱特征明显不同于其他地物这一特点, 在生成数字正射影像的基础上, 首先利用 K 均值 (K -means) 聚类算法对影像进行聚类和图像增强, 然后将增强后的影像和对应区域的点云数据进行融合, 最后通过影像处理结果对机载 LiDAR 植被点云进行分类。选取某城市的机载 LiDAR 植被点云数据和航空影像进行实验, 定量分析结果显示所提方法的总分类精度为 96.47%, Kappa 系数为 0.9248, 该方法能够达到点云中植被自动分类的目的。

关键词 图像处理; 机载激光雷达; 航空影像; 融合; 植被点云分类

中图分类号 P237

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.201005

Classification of Airborne LiDAR Vegetation Point Clouds Assisted by Aerial Images

Wang Guo^{1*}, Wang Qiang², Zhang Zhenxin³, Xu Bang¹, Zhao Guangxing¹

¹Institute of Civil Engineering, Henan University of Engineering, Zhengzhou, Henan 451191, China;

²Tianjin Geospatial Information Technology Engineering Center, Tianjin Normal University, Tianjin 300387, China;

³College of Resource Environment and Tourism, Capital Normal University, Beijing 100048, China

Abstract Since it is difficult to automatically distinguish between vegetation and buildings from non-ground point cloud data, this research work proposes a method to automatically classify vegetation in airborne LiDAR (Light Detection and Ranging) point clouds, which is assisted by aerial image. Based on the fact that the spectral characteristics of vegetation are clearly different from other ground objects, digital orthophoto generation and K -means clustering algorithm are employed to cluster and enhance the images. Then, the enhanced image and the point cloud data of the corresponding area are fused. Finally, the airborne LiDAR vegetation point cloud data is classified using the image processing results. Experiments are carried out on airborne LiDAR vegetation point cloud data and aerial images of a particular city. Quantitative analysis results prove that total classification accuracy of the proposed method is 96.47%, and the Kappa coefficient is 0.9248. The introduced method can pave the way for automatic classification of the vegetation in LiDAR point clouds.

Key words image processing; airborne light detection and ranging; aerial images; fusion; vegetation point cloud classification

OCIS codes 100.2000; 120.5800; 150.1135; 150.6910

收稿日期: 2020-01-19; 修回日期: 2020-02-13; 录用日期: 2020-02-24

基金项目: 国家自然科学基金(41701533)、河南省重点研发与推广专项(182102310001, 192102310001)、河南省高等学校重点科研项目(18B170003)、河南工程学院博士基金(D2015040)

* E-mail: wg@haue.edu.cn

1 引言

三维空间数据的快速获取及其自动化处理是地球空间信息科学及相关产业快速发展的前提,机载 LiDAR(Light Detection and Ranging)技术作为一种获取空间三维数据的手段,具有精度高、全天候和作业周期短等优点,其能够快速获取海量的高精度三维坐标数据,被广泛应用于应急响应、城市规划和三维模型重建等方面^[1]。该技术对于机载激光雷达数据处理方法的研究具有较大的应用价值,已成为近年来的研究热点^[2-4]。

国内外学者对于机载 LiDAR 点云数据处理方法的研究主要集中在滤波获取数字地面模型(DTM)和建筑物提取两大方面。从广义上来讲,这两大方面都属于点云分类的范畴。点云数据的精确自动分类是点云处理领域的一个目标,然而目前并没有一种全能的方法可以有效提取复杂地形的各种信息,无法完成自动、精确地分类点云。因此,研究点云的精确自动分类算法对机载 LiDAR 点云数据的应用及数字城市数据的获取仍具有重要意义^[3]。

现阶段,机载 LiDAR 点云数据中点的间距一般为米级,且空间分辨率远低于摄影测量常用的厘米级航空影像系统,单纯从机载 LiDAR 点云数据中提取建筑物会受到数据缺乏纹理信息和光谱信息的影响^[5-7],为此难以将植被与建筑物分开。影像数据的纹理和光谱信息丰富,与机载 LiDAR 数据存在着很强的互补性^[7]。文献^[5-7]利用了机载 LiDAR 点云数据和航空影像对建筑物进行提取和建模,取得了良好的效果。但是在利用点云数据和影像对植被进行提取和分类方面的研究并不多见,为此本文充分利用植被的光谱特征,将航空影像与机载 LiDAR 点云数据融合,研究航空影像辅助的机载激光点云植被分类方法。

2 航空影像辅助的机载激光点云植被自动分类方法

所提的植被点云分类方法充分利用植被的光谱特征明显不同于其他地物这一特点,整个自动分类流程如图 1 所示。其中 DEM 为数字高程模型, K-means 为 K 均值聚类算法。

2.1 正射影像的生成

航空数字正射影像(DOM)是根据像片的内外方位元素和 DEM 对数字化的航空像片进行数字微分纠正而得到。正射影像的制作步骤包括空中三角

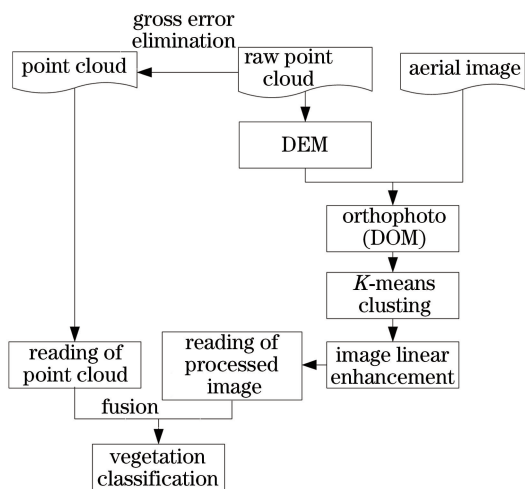


图 1 航空影像辅助的机载激光点云植被自动分类流程
Fig. 1 Aerial image assisted airborne laser point cloud vegetation automatic classification process

测量、DEM 提取、DEM 滤波、DEM 平滑和正射校正等^[8-9]。

2.2 K-means 聚类与图像增强

在不同的拍摄高度和拍摄环境中得到的航空影像,其各种纹理细节信息较明显且植被的光谱特征明显不同于其他地物,根据这一特性可充分利用影像的纹理信息来实现植被的分割。首先使用 K-means 聚类算法对航空正射影像进行初步分割, K-means 聚类算法将样本按照一定的分类方法分到各个初始种子类别中^[10],并迭代计算每个类别的均值直至每类中心不再发生变化。假设待分类的数据集 Q 可以分为 k 个互不相交的子集 T_i , n_i 是第 i 聚类 T_i 中的样本数目, m_i 是这些样本的均值,即

$$m_i = \sum_{s \in T_i} s / n_i, \quad (1)$$

式中: s 为 T_i 中的各样本。误差平方和的聚类准则可表示为

$$J_e = \sum_{i=1}^k \sum_{s \in T_i} s |s - m_i|^2, \quad (2)$$

式中: J_e 为度量 k 个聚类中心总的误差平方和,其是 Q 和类别集的函数,使 J_e 最小的聚类是误差平方和准则的最优结果。

经过聚类后的影像,由于类别较多仍不便于对植被进行分类。为了借助影像数据对点云中的植被信息进行有效分类,需将聚类后的不同类别信息转换为植被类和非植被类。对于航空影像而言,植被信息是感兴趣区域,其他地物信息属于需要抑制的非感兴趣区域。为了突出植被,需对其他信息进行

抑制,从而达到借助影像就可对植被进行分类的目的^[11-12],为此实验采用分段线性变换的方法。使用 L 来表示总的灰度级数,假设原图像 $f(x, y)$ 的灰

度范围为 $[a, b]$,变换后图像 $g(x, y)$ 的灰度范围扩展至 $[c, d]$, u 为变换后的灰度区间长度。则分段变换函数的表达式可以表示为

$$g(x, y) = \begin{cases} c/a \times f(x, y), & 0 \leq f(x, y) < a \\ (d - c/b - a)[f(x, y) - a] + c, & a \leq f(x, y) \leq b \\ (L - 1 - u/L - 1 - b) \times [f(x, y) - b + d], & b < f(x, y) < L \end{cases} \quad (3)$$

2.3 影像与点云的融合及植被点的分类

点云数据一般以空间离散三维坐标的形式存在,具备相应的坐标信息。对于航空影像,一般以栅格数据的形式存在,不包含坐标信息^[13]。

对二者进行融合,有两种方式。一种是将离散点云数据栅格化,然后将其与航空影像进行配准以达到融合的目的,该方法在进行融合信息提取前,需要将二者的坐标基准进行统一和匹配。一般需要选取同名点再在点云内插入栅格,然后将其与影像按六参数平面坐标转换模型进行匹配。六参数转换模型为

$$\begin{cases} X = A + C \times i + D \times j \\ Y = B + E \times i + F \times j \end{cases} \quad (4)$$

式中: (i, j) 为同名点的像素坐标; (X, Y) 为栅格坐标^[4,7]; A, B, C, D, E, F 为六参数转换模型的系数。

另外一种方式是计算点云中每一个点对应的像素坐标,将点云投影到影像上,利用影像中每一个像素坐标对点云进行分类。假设点 P 为一个机载 LiDAR 点,其二维平面坐标为 (P_x, P_y) ,则点 P 在图像中所对应的位置可表示为

$$\begin{cases} x_{\text{col}} = (P_x - I_{xl})/d_x \\ x_{\text{row}} = (I_{yl} - P_y)/d_y \end{cases} \quad (5)$$

式中: x_{col} 和 x_{row} 为点 P 在影像中的列号和行号;

(I_{xl}, I_{yl}) 为影像的左上角坐标; (d_x, d_y) 为影像的采样间隔。

为了避免由栅格化离散点云数据带来点云精度和信息的损失,实验中将点云直接投影到影像上,根据机载 LiDAR 点云的二维平面坐标并按照(5)式来确定其在影像中的位置,得到 LiDAR 点云在影像中的平面位置后,将影像像素的聚类结果作为属性信息赋予给点云,被赋予光谱信息和聚类结果的点云数据具有七维信息 (x, y, z, r, g, b, c) ,其中 (x, y, z) 为三维坐标信息, (r, g, b) 为彩色影像的光谱值, c 为点云投影到影像所对应像素的聚类信息。

3 实验及结果

3.1 实验数据

选取东北地区某城市的机载激光点云数据和航空影像进行实验,实验区域地势平坦,影像中包括建筑物、植被和道路等。图 2(a)为按照高程着色的点云数据,图 2(b)为对应的航空影像数据。经过所提方法处理后的影像尺寸为 $5756 \text{ pixel} \times 4794 \text{ pixel}$,空间分辨率为 20 cm ,为了清晰显示处理效果,选取实验数据中左上角的一部分进行放大,如图 2 方框区域所示。

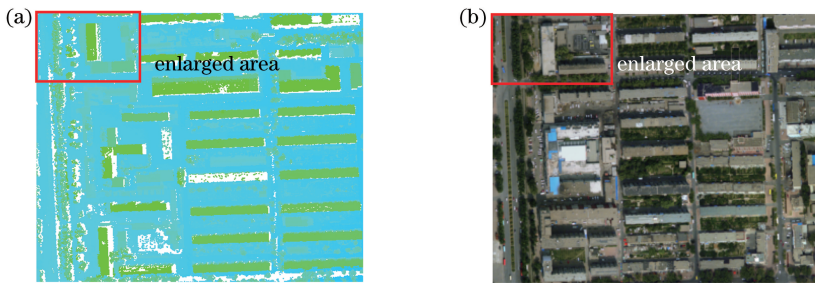


图 2 实验区域的点云和影像。(a)点云数据集;(b)对应影像

Fig. 2 Point cloud and image of experimental area. (a) Point cloud dataset; (b) corresponding image

3.2 实验过程及结果分析

首先对研究区域的正射影像进行 K -means 聚类,聚类后的效果如图 3(a)所示。从图 3(a)可以看

到,影像中共有 6 种颜色,代表影像初始分类后 6 种不同的地物类别,包括建筑物、植被和其他一些类别信息,原始点云和聚类后影像的叠加显示效果,如

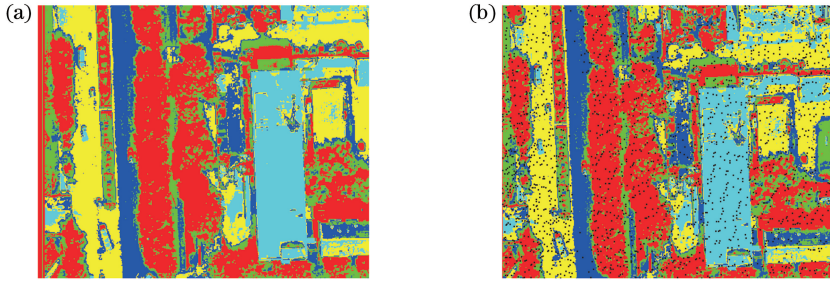


图 3 K-means 聚类结果及点云叠加效果。(a)聚类结果;(b)聚类后与点云堆叠效果

Fig. 3 K-means clustering results and point cloud overlay effect. (a) Clustering result; (b) stacking effect with point cloud after clustering

图 3(b)所示。

对经过 K-means 聚类后的图像进行线性增强,得到突出植被和非植被信息的单波段二值图像,将

原始影像进一步分类为植被和非植被区域,聚类后的图像增强效果如图 4(a)所示,图中黑色区域为植被。图 4(b)为分类后影像和原始点云的融合效果。

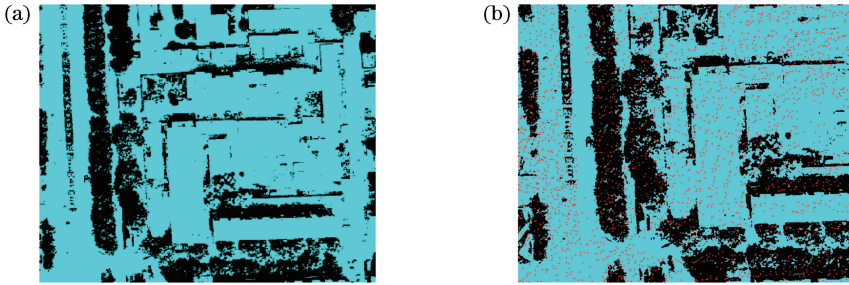


图 4 放大区域的实验效果。(a)聚类后的图像增强效果;(b)融合效果

Fig. 4 Experimental effect of enlarged area. (a) Image enhancement effect after clustering; (b) fusion effect

通过读取 LAS 格式的点云数据和 TIF 格式的聚类增强后影像来计算激光点对应的像素位置。如果与点云对应的像素位置属性为植被,则将该点分类为植被类,否则该点分类为非植被,将植被分类后的点云数据与航空影像进行叠加,叠加后的效果如图 5 所示。

从图 5 可以看到,利用影像辅助设备能够很好地分类植被点云数据,为了进一步验证植被分类的效果,采用统计样本数据分类后的混淆矩阵来定量评价分类的精度,包括 I 类误差、II 类误差和总体误

差以及 Kappa 系数。I 类误差是植被点被错误地识别为非植被点占全部实际植被点的比率,II 类误差是非植被点被错误地识别为植被点占全部非植被点的比率,总误差为 I 类误差和 II 类误差占总点数的比例。Kappa 系数涉及三个概念,总分类精度、生产者精度和用户精度^[14],表达式为

$$\kappa = \frac{N \sum_{i=1}^r p_{ii} - \sum_{i=1}^r (p_{i1} \cdot p_{1i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (p_{i1} \cdot p_{1i})}, \quad (6)$$

式中: r 为混淆矩阵中分类的类型数; N 为验证点云的总数量; p_{ii} 为混淆矩阵中主对角线元素,即被正确分类点的个数; p_{i1} 为混淆矩阵第 i 行的总数; p_{1i} 为混淆矩阵第 i 列的总数。

对实验区域点云数据利用 Terrasolid 软件分类的结果作为真实类别信息,将此分类信息作为真实值,统计利用所提方法的分类误差,通过计算获取混淆矩阵(Confusion Matrix)、Kappa 系数及精度指标,计算结果表明 I 类误差为 2.35%,II 类误差为 4.20%,则总的分类误差为 3.53%,总分类精度达到 96.47%,Kappa 系数为 0.9248,说明所提方法具



图 5 分类后的植被和正射影像叠加效果

Fig. 5 Superposition effect of classified vegetation and orthophoto

有较好的分类效果。对于分类错误的点,大多集中在植被与建筑物的交界区域,分析其原因在于,实验所采用的航空影像辅助的机载激光点云植被分类方法依赖于影像的处理效果,并未直接对植被利用点云数据来进行分类,因此对于低矮建筑存在植被与建筑物交叉混合的现象。

4 结 论

单纯利用机载 LiDAR 点云数据进行分类和信息提取会受到数据缺乏纹理信息和光谱信息的影响,因此很难对植被和建筑物进行分类。为此,借助航空影像信息,通过影像处理和数据融合达到机载激光点云植被分类的目的。依据植被的光谱特征明显不同于其他地物这一特点,利用航空影像的处理结果对机载 LiDAR 植被点云进行分类。通过对实测数据进行实验来验证所提方法的有效性,能够达到点云中植被自动分类的目的。定量分析结果显示,总分类误差为 96.47%,Kappa 系数为 0.9248。

该方法的分类效果依赖于影像处理结果,并未直接对植被利用点云数据来进行分类,后续工作在考虑图像处理方法以及精确的点云和影像融合方法的同时,加入处理激光点云数据的步骤,综合运用影像和点云的处理效果以进一步提高机载 LiDAR 植被点云的分类精度和可靠性。

参 考 文 献

- [1] Fan S J, Zhang A W, Hu S X, et al. A method of classification for airborne full waveform LiDAR data based on random forest [J]. Chinese Journal of Lasers, 2013, 40(9): 0914001.
范士俊, 张爱武, 胡少兴, 等. 基于随机森林的机载激光全波形点云数据分类方法[J]. 中国激光, 2013, 40(9): 0914001.
- [2] Zuo Z Q, Zhang Z X, Zhang J Q. Classification of LiDAR point clouds for urban area based on multi-echo region ratio and recognition topology model[J]. Chinese Journal of Lasers, 2012, 39(4): 0414001.
左志权, 张祖勋, 张剑清. 区域回波比率与拓扑识别模型结合的城区激光雷达点云分类方法[J]. 中国激光, 2012, 39(4): 0414001.
- [3] Yang B S, Liang F X, Huang R G. Progress, challenges and perspectives of 3D LiDAR point cloud processing [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017, 46(10): 311-318.
杨必胜, 梁福逊, 黄荣刚. 三维激光扫描点云数据处理研究进展、挑战与趋势[J]. 测绘学报, 2017, 46

(10): 311-318.

- [4] Axelsson P. Processing of laser scanner data: algorithms and applications [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 1999, 54(2/3): 138-147.
- [5] Habib A, Ghanma M, Morgan M, et al. Photogrammetric and lidar data registration using linear features[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2005, 71(6): 699-707.
- [6] Habib A, Schenk T. A new approach for matching surfaces from laser scanners and optical sensors[J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 1999, 32(3): 68-75.
- [7] Chen L. Fusion of lidar data and optical imagery for building modeling [J]. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Science, 2004, 35(B4): 732-737.
- [8] Zeng Y, Su X B. A new method to generate ADS orthophoto image [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2018(2): 142-147.
曾宇, 苏晓斌. 一种新的生成 ADS 正射影像方法[J]. 测绘通报, 2018(2): 142-147.
- [9] Chen H, Guo G M. Acquiring orthoimage with samll multi-rotor aerial drone [J]. Journal of Nanyang Normal University, 2019, 18(1): 47-50.
陈行, 郭广猛. 基于小型多旋翼无人机的快速正射影像获取[J]. 南阳师范学院学报, 2019, 18(1): 47-50.
- [10] Zhao Y L, Wei Y M, Lao S Y. A road extraction method of aerial image based on clustering segmentation [J]. Journal of System Simulation, 2014, 26(9): 2198-2202.
赵亚利, 魏迎梅, 老松杨. 一种基于聚类分割的航空图像道路提取方法[J]. 系统仿真学报, 2014, 26(9): 2198-2202.
- [11] Ma H Q, Ma S P, Xu Y L, et al. Low-light image enhancement based on deep convolutional neural network [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(2): 0210004.
马红强, 马时平, 许悦雷, 等. 基于深度卷积神经网络的低照度图像增强[J]. 光学学报, 2019, 39(2): 0210004.
- [12] Wang Y X, Diao M, Han C. Underwater image enhancement algorithm based on iterative histogram equalization with conventional light source [J]. Acta Photonica Sinica, 2018, 47(11): 1101002.
王永鑫, 刁鸣, 韩闯. 基于迭代直方图均衡化的常规光源水下成像增强算法[J]. 光子学报, 2018, 47

(11): 1101002.

- [13] Shang D S, Ma D Y, Gao Z F, et al. Data fusion of point cloud and aerial image derived from LiDAR system [J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2012, 21(1): 18-21.
尚大帅, 马东洋, 高振峰, 等. 机载 LiDAR 点云数据与影像数据融合 [J]. 测绘工程, 2012, 21(1): 18-21.

- [14] Wang G, Jiang R B, Li Y Q. Filtering method of urban airborne LiDAR point clouds based on adaptive multi-grid size [J]. Geotechnical Investigation & Surveying, 2016(9): 55-58.

王果, 蒋瑞波, 李永强. 一种基于多尺度网格的自适应 LiDAR 点云滤波方法 [J]. 工程勘察, 2016(9): 55-58.