

基于 LiDAR 数据和正射影像的城区树木提取方法

谢凡¹, 杨风暴^{1*}, 卫红²

¹中北大学信息与通信工程学院, 山西 太原 030051;

²雷丁大学系统工程学院, 英国 雷丁 RG6 6AU

摘要 基于多源遥感数据的城市树木提取方法对城市资源调查、健康状况评价及科学化管理具有重要意义。为了进一步提升树木提取精度, 结合了激光雷达数据和正射影像数据的优势, 提出了一种基于特征自动分割的树木提取算法。该算法对阴影区域进行识别提取, 结合直方图减法思想, 利用归一化差异植被指数 (NDVI) 和数字表面模型 (DSM) 局部熵特征之间的相互关系降低背景提取阈值。最后应用 ISPRS Vaihingen 数据集对所提算法进行验证, 实验结果表明, 所提算法在多组数据上具有较高的树木提取精度, 具有一定的鲁棒性, 适用于复杂环境场合。

关键词 遥感; 树木提取; 激光雷达点云; 正射影像; 自适应阈值

中图分类号 TP751

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0428005

Urban Tree Extraction Method Based on LiDAR Data and Orthophoto

Xie Fan¹, Yang Fengbao^{1*}, Wei hong²

¹*School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan, Shanxi 030051, China;*

²*School of Systems Engineering, University of Reading, Reading RG6 6AU, UK*

Abstract The extraction method of urban trees based on multisource remote sensing data is of great significance for urban resource investigation, health status evaluation, and scientific management. To further improve the accuracy of tree extraction, this paper combined the advantages of LiDAR and orthophoto data and proposed a tree extraction algorithm based on automatic feature segmentation. This algorithm is used to identify and extract the shadowed regions; the correlation between normalized difference vegetation index (NDVI) and digital surface models (DSM) local entropy features is used to reduce the background extraction threshold by combining with histogram subtraction. Experimental results show that the proposed algorithm, which has been verified using the ISPRS Vaihingen dataset, has a high precision of tree extraction on multiple datasets and is robust to a certain degree, thus being suitable to be used in complex environments.

Key words remote sensing; tree extraction; LiDAR point cloud; orthoimage; adaptive threshold

1 引言

城市植被提取对城市生物多样性评价和保护具有重要意义。为了科学有效地维护城市植被的

生态和人们的环境效益, 有必要在城市范围内提取树木的种植分布, 统计面积信息^[1]。传统的人工调查方法需要大量的现场调查过程, 费时费力, 从遥感数据中提取数据已经成为许多实际应用的起点,

收稿日期: 2021-04-08; 修回日期: 2021-04-30; 录用日期: 2021-05-18

基金项目: 国家自然科学基金(61972363)、山西省重点研发计划(国际科技合作)项目(201903D421043)、山西省研究生教育创新项目(2020SY365)、中北大学研究生科技基金资助项目(20201728)

通信作者: *yfengb@163.com

比如工程制图^[2]、城市规划^[3]、三维(3D)建模^[4]和灾难应急响应^[5]等。由于城区乔木灌木分布的复杂性,利用单一的遥感数据准确提取树木的分布信息仍然具有挑战性。随着遥感技术的日益发展,多源遥感数据融合已成为一个热点问题,激光雷达(LiDAR)和光谱数据的互补优势可以更准确地提取地物信息,Liu等^[6]在城市环境下利用不同的数据源对城区树木进行提取研究,发现单独使用LiDAR数据和光谱数据后,树木提取的总体精度分别为0.61和0.52,使用合并数据后,总体精度显著提升到0.91。Man等^[7]、Alonzo等^[8]的实验结果也显示了单独使用LiDAR数据或光谱数据的树木提取方法准确率要远低于同时使用这两种数据的方法。

通常有三种研究方向被广泛研究,即机器学习方法、深度学习方法和基于规则的点云分类方法。基于机器学习的分类方法是目前比较成熟的遥感分类方法,包括支持向量机和随机森林,然而此类方法需要设计大量合适特征,分类精度受到分类器的特性和性能的限制^[9]。基于神经网络的目标检测方法已经显示出优越的性能,因为神经网络可以自动学习高级和有区别的特征^[10],张爱武等^[11]、Huang等^[12]设计了一种新的网络卷积模块,该网络模块能够更好地从数据中挖掘代表特征,取得了不错的结果。尽管这些基于深度学习的方法具有不错的性能,但这些方法的性能严重依赖于大量的样本和手动标记,这既耗时又费力,且泛化能力受到训练域

的限制。基于规则的点云分类方法首先提取每个点的特征和相应的阈值分类规则^[13]。此类方法相对稳定,其中重要的是规则的合理与阈值的精心设计^[14]。

本文提出了一种LiDAR数据与正射影像数据融合的树木提取方法。首先对输入数据进行预处理去噪,其次结合阴影区分离,利用归一化差异植被指数(NDVI)和数字表面模型(DSM)局部熵特征之间的相互关系降低背景提取阈值,最后利用图像形态学开闭运算对提取结果进行平滑处理。与现有基于规则的树木检测方法相比,所提方法没有复杂的LiDAR数据地面点滤除过程,没有固定特征阈值,通过特征间的相互关系降低背景提取阈值,提高了检测的适用性与精度。

2 所提算法过程

图1为所提通过融合LiDAR数据和正射影像数据进行树木检测的方法流程。首先,在数据预处理阶段,通过滤波去除LiDAR点云数据离群值,滤波后的点云通过栅格化生成DSM;其次,分别从DSM数据和航空影像数据中提取局部熵和归一化差异植被指数(NDVI);再次,从光谱数据中提取亮度信息,将图片分为光照区与阴影区,通过自适应阈值提取,分别对光照区和阴影区分割出树木候选区域;最后,对候选区域进行形态学处理,进行优化,以产生最终的输出结果。

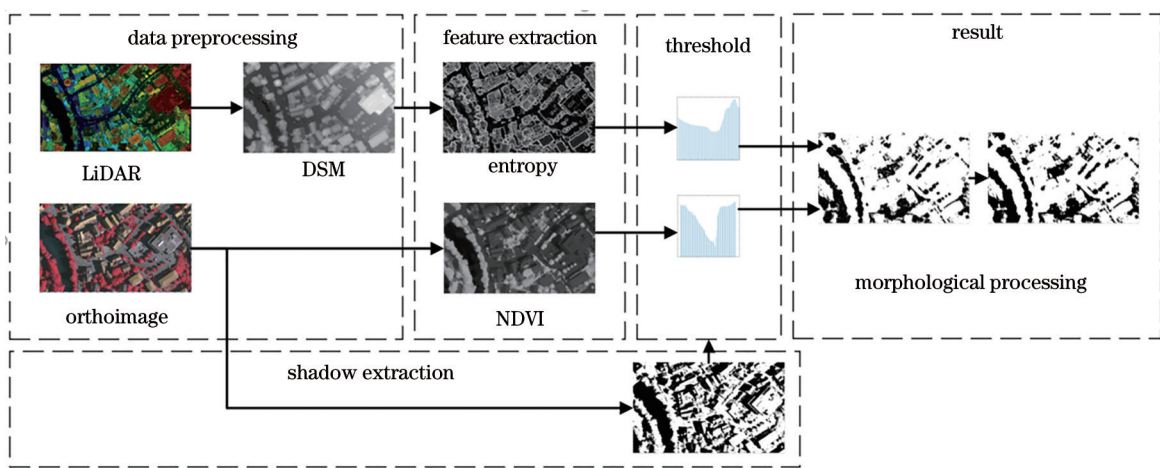


图1 所提方法流程

Fig. 1 Flowchart of the proposed method

2.1 数据预处理

所提方法将LiDAR数据和航空正射影像作为输入。为了去除点云噪声,提高数据质量,预处理模块

首先从LiDAR数据中去除离群值,离群值一般由低离群值和高离群值构成,低离群值通常是激光测距器的多线误差或系统误差造成的,高离群值往往源自

脉冲冲击空中飞鸟等。首先,对点云数据进行裁剪,然后使用定义的最大距离过滤噪声点,对于输入点云的每一个点,计算一个点到其所有邻近点的距离平均值;其次,计算所有平均距离的平均值和标准差来定义一个最大距离;最后,对一个点到其邻近点的平均距离与定义的最大值进行比较,如果点到其邻近点的平均距离大于最大距离,则该点就被定义为离群值,并将其从原始点云数据中删除。定义的最大距离为

$$D_{\max} = D_{\text{mean}} + n \times D_s, \quad (1)$$

式中: D_{mean} 表示平均距离; D_s 表示标准差; n 表示邻近点的数量。

经过滤波的点云以栅格格式逐点内插建立 DSM,常用的内插方法有邻近距离插值法、三角网插值法、反距离加权差值法等。调整 DSM 图像像素分辨率大小,使其与航拍图像相一致。

2.2 特征提取

树木候选区域提取过程中的主要干扰是草地和人工建筑。将图像反射光谱的 NDVI 和 DSM 的局部熵值综合在一起,用于提取树木候选区域。由于生物结构的特异性,植被在红色波段的反射率较低,在近红外波段和绿色波段的反射率较高,基于该特性,产生了多种植被指数。目前来说,最通用的植被指数是基于近红外波段的 NDVI,该 NDVI 的定义为

$$G_{\text{NDVI}} = \frac{G_{\text{NIR}} - G_{\text{Red}}}{G_{\text{NIR}} + G_{\text{Red}}}, \quad (2)$$

式中: G_{NIR} 为对应图像的近红外波段灰度值; G_{Red} 为对应图像的红色波段灰度值。

然而,仅利用光谱信息并不能得到树木的候选区域,引入了 DSM 局部熵特征。通常情况下,草地的 NDVI 值较大,是提取树木区域时不能忽视的问题。一些建筑物的屋顶光谱与植被的光谱相同,如图 2 所示,采用 NDVI 特征识别时,此部分区域也会

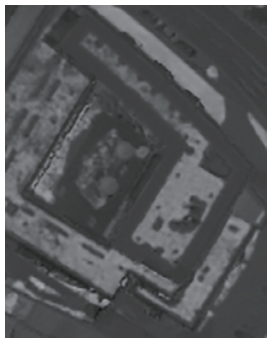


图 2 部分屋顶 NDVI 值较高
Fig. 2 Part of the roof has a high NDVI

被植被指数识别为植被。草地和建筑物的熵值较小,而树木的熵值较大。因此,结合 NDVI 和 DSM 局部熵可以较好地提取出树木候选区域。

DSM 局部熵定义为

$$E_{\text{DSM}}[P] = \sum_{i \geq 1} P_i \times \log \frac{1}{P_i}, \quad (3)$$

式中: P_i 是 DSM 网格点 P 一定邻域范围中取值为 i 的概率。

2.3 光照区、阴影区分离

阴影区域的亮度主要来自于散射光,其能量会比直接日光照射的能量小,因此阴影区域亮度比光照区域的亮度低。此外,由瑞利散射的定义可知,光散射强度与入射光的波长四次方成反比,波长越长,电磁波散射的强度越低^[15]。而太阳光各个波段上的能量大致相同,因此阴影区接收的近红外波段的能量要比可见光波段的要小,导致在阴影区,植被指数的指标值都很低。NDVI 对植被检测的能力虽然很稳健,但也难以提取阴影区域植被,阴影区域植被 NDVI 低,如图 3 所示,用植被指数检测植被时几乎所有阴影区的植被都被遗漏了。



图 3 阴影区域植被 NDVI 低
Fig. 3 Vegetation has a low NDVI in shaded area

为解决上述问题,对遥感图像进行了研究。认为阴影区域的植被图像的亮度值很低,但相对于阴影区域的其余地物来说,也仍具有较高的 NDVI 值,因此将图像分为阴影区与光照区,来分别识别其中的树木候选区域。亮度特征通常可以被认为是稳健的阴影检测特征,使用平均灰度值来作为亮度^[16],并使用大津阈值来划分阴影区与非阴影区。使用面积阈值 T_a ,当阴影区面积大于 T_a 时识别为阴影区。

2.4 阈值提取

遥感所获得的数据有不同的区域、不同的时间、不同种类的地物分布、不同情况的光照条件等,因此,设定的特征就需要不同的阈值来适应不同的情况。对于一个稳健的特征,若没有合适的阈值,也无法获

得可靠的结果。例如对于植被检测,NDVI是一个非常稳健的特征,但是仅因此将阈值设置为 0,0.1,0.2 或者是其他值,很显然不适用于复杂的情况。

直方图形状分析是一种常用的全局阈值方法,通常用于简单的图像。这种方法的基本假设是数据的直方图由两个突出的峰和它们之间的一个谷组成,一个峰代表目标,另一个代表背景,于是,阈值可以在两个峰之间选择。由于真实情况往往不会这么简单,出现了很多直方图分析修改方案来处理更加复杂的情况,基本上,这些方法会利用一定的关系生成一个变换后的直方图,让其中峰、谷更加明显。Meng 等^[17]提出了一种直方图减法思想,利用两个特征之间的相互关系,减少每个使用特征的直方图的背景部分,使得背景部分比目标部分减少更多,从而基于这种差异来确定两个使用特征的最佳阈值。

结合直方图减法思想对 NDVI 和 DSM 局部熵两个特征进行处理,对于树木来说,主要对应于 NDVI 和 DSM 局部熵特征值较大部分。假设 NDVI 有一个初始阈值,当绘制 DSM 局部熵直方图时,没有计算 NDVI 的特征值低于该阈值的像素,则获得一个 DSM 局部熵的新直方图,所获得的新直方图也采用原直方图的间隔进行划分。该操作也可以理解为:在 DSM 局部熵的直方图中减去 NDVI 初始阈值划分出来的背景部分。

将新的直方图除以原直方图,得到 DSM 局部熵的保留直方图。

$$f_{\text{Ret}}(j) = \begin{cases} \frac{f_{\text{Sub}}(j)}{f_{\text{Ori}}(j)}, & f_{\text{Ori}}(j) \geq 0.0001 \\ 0, & f_{\text{Ori}}(j) < 0.0001 \end{cases}, \quad (4)$$

式中: j 表示直方图中的第 j 个区间; $f_{\text{Sub}}(j)$ 和 $f_{\text{Ori}}(j)$ 分别表示新直方图和原始直方图中第 j 区间的频率; $f_{\text{Ret}}(j)$ 表示保留直方图第 j 区间的频率,其中较高值意味着该区间的频率变换不大。为了避免部分噪声点的干扰,定义原始直方图中频率极小的部分的保留直方图为 0。

由于两个特征间的特殊关系,经过保留直方图变换后,目标部分保留往往高于背景部分。经过上述变换后,继续对 NDVI 大于阈值的直方图中每个区间分别计算 DSM 局部熵的保留直方图,将这些保留直方图相加,得到 DSM 局部熵的减法变换直方图。此时,此直方图中包含了 NDVI 逐渐增大时 DSM 局部熵部分的保留比例和,即增大了 DSM 局

部熵中 NDVI 值大的部分,也符合树木高 NDVI 值和高 DSM 局部熵的特性。

定义峰值(peak)为大于或等于周围 7 个区间的最右侧的区间,谷值(valley)为小于或等于周围 3 个区间的非 0 值,通过 DSM 局部熵减法变换直方图的峰值谷值,得到最后的 DSM 局部熵阈值,阈值被定义为

$$T = (1 - C) \times V_{\text{valley}} + C \times V_{\text{peak}}, \quad (5)$$

式中: C 为 0~1 的经验参数。对 NDVI 特征也做同样的处理,得到 NDVI 的阈值,基于阈值对数据进行处理,得到树木的候选区域。

2.5 数据优化

树木区域应该是完整的,噪音要较小,算法生成的树木候选区域会存在一些毛刺,这是因为对于真实的树木区域,并非所有的像素数据都会符合所提方法的条件。为了抑制小噪声,对结果进行了图像形态学处理,使结果更加平滑。

3 实验及结果分析

3.1 数据集和评价指标

为评估所提方法的性能,在国际摄影测量和遥感学会(ISPRS)的 Vaihingen 开放数据集上进行实验评估,该数据集采自德国的 Vaihingen 地区,提供 LiDAR 点云、航空正射影像和参考分类结果。

使用用户精度(UA) P_t 和 P_b 、生产者精度(PA) U_t 和 U_b 、总体精度(OA)、F1 分数作为评价指标,来评价最终结果的好坏。定义分别为

$$P_t = \frac{N_{\text{TP}}}{N_{\text{TP}} + N_{\text{FN}}}, \quad (6)$$

$$P_b = \frac{N_{\text{TN}}}{N_{\text{TN}} + N_{\text{FP}}}, \quad (7)$$

$$U_t = \frac{N_{\text{TP}}}{N_{\text{TP}} + N_{\text{FP}}}, \quad (8)$$

$$U_b = \frac{N_{\text{TN}}}{N_{\text{TN}} + N_{\text{FN}}}, \quad (9)$$

$$P_{\text{OA}} = \frac{N_{\text{TP}} + N_{\text{TN}}}{N_{\text{TP}} + N_{\text{TN}} + N_{\text{FP}} + N_{\text{FN}}}, \quad (10)$$

$$F_1 = 2 \times \frac{P_t \times U_t}{P_t + U_t}, \quad (11)$$

式中: N_{TP} 表示目标像素被正确判定为目标的数量; N_{TN} 表示背景像素被正确判定为背景的数量; N_{FP} 表示背景像素被误判为目标的数量; N_{FN} 表示目标像素被误判为背景的数量。

3.2 实验结果

树木提取结果如图 4 所示。

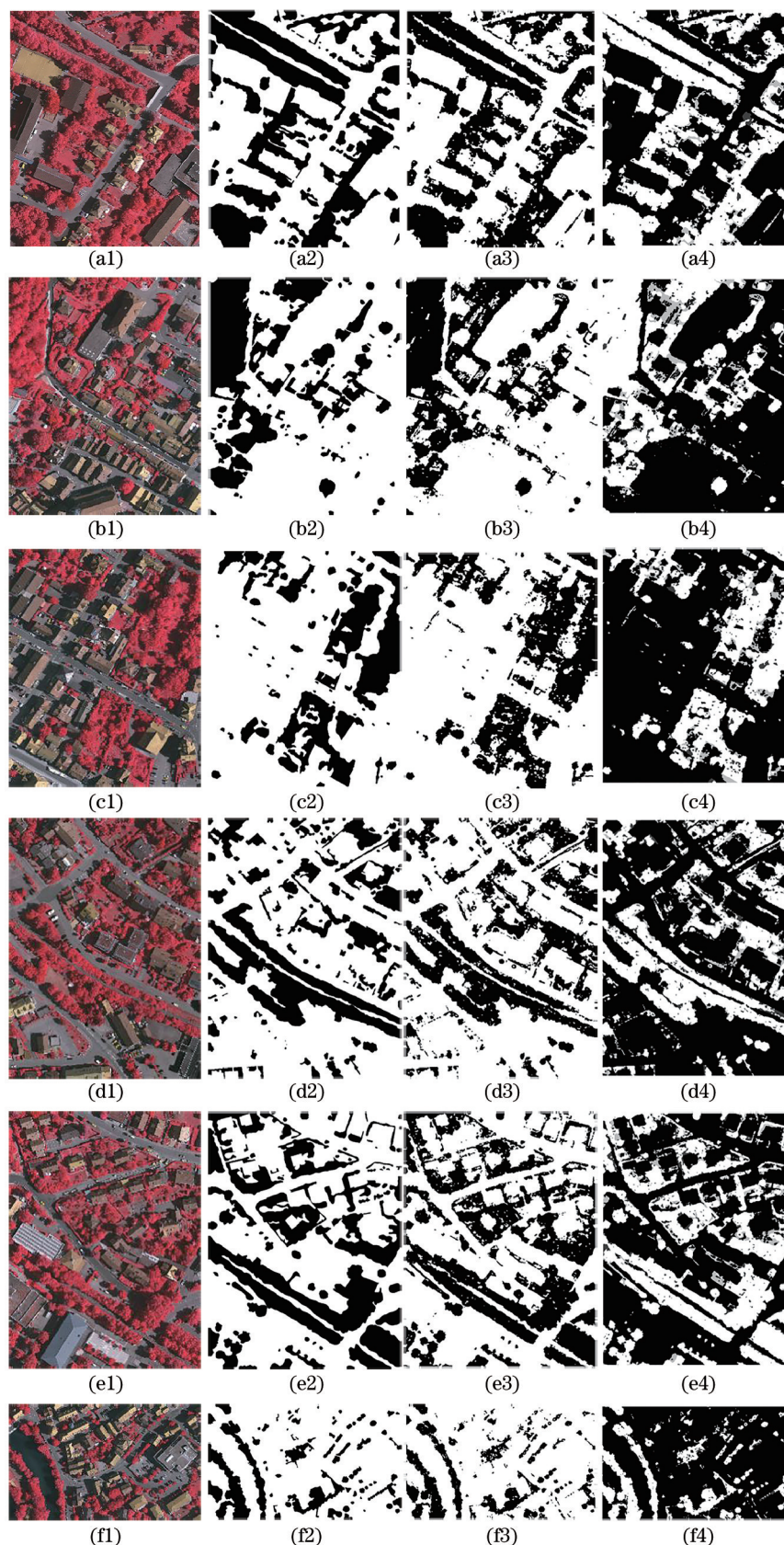


图 4 树木提取结果。(a1)~(f1) NIRRG 图像;(a2)~(f2)提供的树木参考真实区域;(a3)~(f3)所提方法提取树木区域;
(a4)~(f4)评估结果

Fig. 4 Tree extraction results. (a1)–(f1) NIRRG images; (a2)–(f2) provided tree real areas; (a3)–(f3) tree areas extracted by proposed method; (a4)–(f4) evaluation results

评估结果图中,白色区域代表 TP 区域,即参考结果中的树木被所提方法识别为树木区域;浅灰区域代表 FP 区域,即参考结果中的背景区域被所提方法识别为树木区域;深灰区域代表 FN 区域,即参考结果中的树木区域被所提方法识别为背景区域;黑色区域代表 TN 区域,即参考结果中的背景区域被识别为背景区域。

评价指标结果如表 1 所示。

表 1 评价指标结果

Table 1 Evaluation index results

Number	P_t	P_b	U_t	U_b	OA	F1
Fig. 4(a)	0.9341	0.9291	0.9032	0.9522	0.9312	0.9184
Fig. 4(b)	0.9578	0.9247	0.8434	0.9810	0.9345	0.8970
Fig. 4(c)	0.9206	0.9431	0.8550	0.9702	0.9371	0.8866
Fig. 4(d)	0.9093	0.9359	0.8627	0.9588	0.9277	0.8854
Fig. 4(e)	0.9209	0.9250	0.8810	0.9510	0.9235	0.9005
Fig. 4(f)	0.9090	0.9804	0.9214	0.9771	0.9660	0.9152

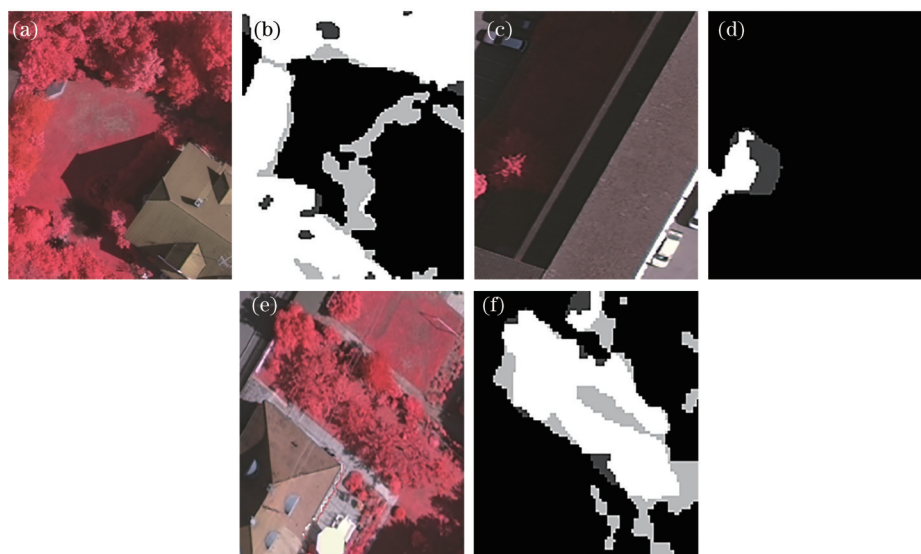


图 5 典型分类错误图

Fig. 5 Typical classification error images

从图 5(c) 光谱图像中可以看出,有一株部分处于光照区、部分处于阴影区域的树,所提方法将此树部分识别为树,部分识别为背景,即阴影区域树木未识别全,即在分类结果图 5(d) 中,部分表示为 FN。原因可能是光照区与阴影区分开处理,经过图像形态学运算平滑处理后,对小面积光照区或阴影区中的树木识别产生了负面影响。

从图 5(e) 光谱图像中可以看出,对于高度起伏较大的草地、或草地与树木近邻的情况,分类结果图 5(f) 中会出现 FP 的情况,即将草地识别为树木,这是因为所提方法采用的分类特征是 DSM 局部嫡

3.3 实验分析

从图 4 定性分析可得,绝大部分区域为白色和黑色,表示所提方法可以有效识别测试区域中的树木,同时能够较好地规避阴影区对检测结果的影响。从表 1 定量分析可得,所提方法在多组数据中的平均总体精度为 0.937,平均 F1 分数为 0.901,表示所提方法对目标区域和背景区域的区分准确度高,能够有效地识别出城区树木种植区域。

其中,也存在一些区域提取错误。对第一组数据中错误区域进行分析,发现主要错误原因如图 5 所示。

图 5(a) 光谱图像中,房屋左侧阴影区域有灌木存在,而在提供的地面真实分类中,此部分却被分为草地,而非分为树木。所提方法识别此部分为树木,因此在最后的结果图 5(b) 中,此部分表示为 FP,即将背景部分识别为树木区域。

和 NDVI,而在这两种特征在表示上面,高度起伏大的草地和与树木近邻的草地都具有与树木类似的特征值。

为进一步验证所提方法的有效性,在同一个数据集上将所提方法与其余方法进行了比较,结果如表 2 所示。

表 2 中,文献[18-22]中的方法是基于深度学习的方法,文献[23-26]中的方法是基于非深度学习的方法。从表中数据可以发现,所提方法的平均 F1 分数达到 0.9,说明所提方法的树木提取精度高,能够很好检测树木区域。与表 2 中的深度学习方法相

表 2 不同方法的评价指标比较

Table 2 Comparison of evaluation indexes of different methods

Method	OA	F1	Method	OA	F1
Xiangda ^[18]	0.898	0.908	Chisheng ^[23]	0.878	0.811
HSN ^[19]	0.888	0.883	Markus ^[24]	0.892	0.823
HRNet ^[20]	0.901	0.889	Nan ^[25]	0.863	0.846
C3Net ^[21]	0.913	0.903	Qiong ^[26]	0.891	0.850
Marmanis ^[22]	0.903	0.896	Proposed method	0.937	0.901

比,所提方法同样具有较高F1分数,且无需样本训练,算法时间复杂度低;与表2中其余方法相比,所提方法的F1分数明显提高。

4 结 论

提出一种基于激光雷达数据和正射影像数据融合的树木提取方法,针对阴影区域进行识别,结合直方图减法思想,利用NDVI和DSM局部熵特征之间的相互关系降低背景提取阈值,并利用形态学运算对处理结果中的噪声进行处理。实验结果表明,所提方法能够有效识别出阴影区域树木,在多组数据上具有较高的树木提取精度,具有一定的鲁棒性,能适用于复杂环境场合。

参 考 文 献

- [1] Klobucar B, Östberg J, Jansson M, et al. Long-term validation and governance role in contemporary urban tree monitoring: a review[J]. Sustainability, 2020, 12(14): 5589.
- [2] Jagodnik P, Gazibara S B, Arbanas Ž, et al. Engineering geological mapping using airborne LiDAR datasets-an example from the Vinodol Valley, Croatia [J]. Journal of Maps, 2020, 16(2): 855-866.
- [3] Gargoum S A, El Basyouny K. A literature synthesis of LiDAR applications in transportation: feature extraction and geometric assessments of highways[J]. GIScience & Remote Sensing, 2019, 56(6): 864-893.
- [4] Zhang Z J, Cheng X J, Cao Y J, et al. Application of 3D reconstruction of relic sites combined with laser and vision point cloud[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(11): 1110001.
张子健,程效军,曹宇杰,等.结合激光与视觉点云的古遗迹三维重建应用[J].中国激光,2020,47(11): 1110001.
- [5] Saganeiti L, Amato F, Nolè G, et al. Early estimation of ground displacements and building damage after seismic events using SAR and LiDAR data: the case of the Amatrice earthquake in central Italy, on 24th August 2016[J]. International Journal of Disaster Risk Reduction, 2020, 51: 101924.
- [6] Liu L X, Coops N C, Aven N W, et al. Mapping urban tree species using integrated airborne hyperspectral and LiDAR remote sensing data[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 200: 170-182.
- [7] Man Q X, Dong P L, Guo H D, et al. Light detection and ranging and hyperspectral data for estimation of forest biomass: a review[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2014, 8: 081598.
- [8] Alonzo M, Bookhagen B, Roberts D A. Urban tree species mapping using hyperspectral and lidar data fusion[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 148: 70-83.
- [9] Wen C C, Yang L N, Li X, et al. Directionally constrained fully convolutional neural network for airborne LiDAR point cloud classification[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 162: 50-62.
- [10] Yuan J Y. Learning building extraction in aerial scenes with convolutional networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(11): 2793-2798.
- [11] Zhang A W, Liu L L, Zhang X Z. Multi-feature 3D road point cloud semantic segmentation method based on convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(4): 0410001.
张爱武,刘路路,张希珍.道路三维点云多特征卷积神经网络语义分割方法[J].中国激光,2020,47(4): 0410001.
- [12] Huang J F, Zhang X C, Xin Q C, et al. Automatic building extraction from high-resolution aerial images and LiDAR data using gated residual refinement network[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2019, 151: 91-105.
- [13] Bai H, Yang F B. LiDAR data classification method based on high recognition compound derivative feature [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(5): 0528001.
白慧,杨风暴.基于高辨识复合衍生特征的LiDAR数据分类方法研究[J].激光与光电子学进展,2021,58(5): 0528001.
- [14] Zhang J Y, Zhao X L, Chen Z, et al. A review of deep learning-based semantic segmentation for point cloud[J]. IEEE Access, 2019, 7: 179118-179133.
- [15] Biçer M, Kaşkaş A. Solution of the radiative transfer equation for Rayleigh scattering using the infinite medium Green's function[J]. Astrophysics and Space Science, 2018, 363(3): 1-8.

- [16] Rüfenacht D, Fredembach C, Süsstrunk S. Automatic and accurate shadow detection using near-infrared information[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2014, 36(8): 1672-1678.
- [17] Meng Y, Hu Z H, Chen X J, et al. Subtracted histogram: utilizing mutual relation between features for thresholding[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(12): 7415-7435.
- [18] Lei X D, Wang H T, Wang C, et al. ALS point cloud classification by integrating an improved fully convolutional network into transfer learning with multi-scale and multi-view deep features[J]. *Sensors*, 2020, 20(23): 6969.
- [19] Liu Y, Nguyen D M, Deligiannis N, et al. Hourglass-ShapeNetwork based semantic segmentation for high resolution aerial imagery[J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(6): 522.
- [20] Zhang J, Lin S F, Ding L, et al. Multi-scale context aggregation for semantic segmentation of remote sensing images[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(4): 701.
- [21] Cao Z Y, Diao W H, Sun X, et al. C3Net: cross-modal feature recalibrated, cross-scale semantic aggregated and compact network for semantic segmentation of multi-modal high-resolution aerial images[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(3): 528.
- [22] Marmanis D, Schindler K, Wegner J D, et al. Classification with an edge: improving semantic image segmentation with boundary detection[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2018, 135: 158-172.
- [23] Gerke M, Xiao J. Fusion of airborne laserscanning point clouds and images for supervised and unsupervised scene classification[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 87: 78-92.
- [24] Li N, Liu C, Pfeifer N. Improving LiDAR classification accuracy by contextual label smoothing in post-processing[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 148: 13-31.
- [25] Wang C S, Shu Q Q, Wang X Y, et al. A random forest classifier based on pixel comparison features for urban LiDAR data[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 148: 75-86.
- [26] Wu Q, Zhong R F, Zhao W J, et al. A comparison of pixel-based decision tree and object-based support vector machine methods for land-cover classification based on aerial images and airborne lidar data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2017, 38(23): 7176-7195.