

基于机载 CCD 和 ALS 伪波形数据的山区地表分类研究

黄侃 于强 黄华国

(北京林业大学省部共建森林培育与保护教育部重点实验室, 北京 100083)

摘要: 为利用机载激光雷达 (Airborne LiDAR scanning, ALS)、结合高空间分辨率影像进行土地利用分类, 提出一种利用统计高程分布曲线生成的 ALS 伪波形, 结合点云强度信息和 CCD 影像 RGB 3 波段数据对山区复杂地表进行分类的方法, 并验证了该方法对山区复杂地形下典型地物的分类精度。通过安徽黄山地区研究区数据分类结果与相同区域基于光学图像的 GlobeLand30 全球分类产品的对比, 验证了该分类方法的可行性和适用性。利用伪波形结合强度信息和 RGB 信息生成的分类特征曲线, 采用神经网络分类方法 (ANN) 将研究区内地物分为农田、森林、水体、村庄 4 类。结果表明, 研究区分类总体精度达到 95.22%, Kappa 系数 0.919 2, 较同一区域、同等分辨率的光学数据分类产品 (总体精度 79.56%, Kappa 系数 0.661 8) 精度显著提高。

关键词: 地表分类; CCD 影像; 机载激光雷达; 伪波形

中图分类号: S758.5; TP391 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2020)03-0201-08 OSID: 

Land Cover Classification in Mountainous Area Based on Airborne CCD Image with LiDAR

HUANG Kan YU Qiang HUANG Huaguo

(The Key Laboratory for Silviculture and Conservation, Ministry of Education, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China)

Abstract: In order to fuse airborne LiDAR scanning (ALS) and high resolution image for land cover classification, modeled LiDAR waveform that based on elevation information was integrated with CCD image three band (RGB) data in complex mountainous area. Verification experiment results showed that high accuracy for several typical land cover types classification in complex mountainous area could be acquired by the method. Moreover, the classification result of study area which located in Huangshan, Anhui Province was used to compare with the GlobeLand30 classification result to verify the method. The entire coverage of study area were classified into four land-cover types (farmland, forest, water and village) by characteristic curves that combined modeled waveform with intensity and RGB information through artificial neural network (ANN). The result showed that the overall accuracy of study area classification was 95.22%, and Kappa coefficient was 0.919 2. Compared with GlobeLand30 classification result accuracy (overall accuracy was 79.56% with Kappa coefficient of 0.661 8) in this area, the research results was improved significantly.

Key words: land cover classification; CCD image; ALS; modeled waveform

0 引言

地表覆被是地球表面各种地物类型及其属性特征的综合体^[1], 其空间分布变化反映了人类社会的经济活动发展过程以及生态格局的变化趋势。同

时, 地表覆被的变化会引起地球表面物质和能量的循环过程的改变, 继而对区域及全球的环境与气候产生重要影响^[2]。因此, 地表覆被变化研究是当今国际科学研究的前沿领域, 也是我国全球变化研究所关注的重点领域。精准的地表覆被数据对于研究

收稿日期: 2019-12-03 修回日期: 2020-01-12
基金项目: 国家自然科学基金项目 (41971289)
作者简介: 黄侃 (1990—), 男, 博士生, 主要从事激光雷达林业应用研究, E-mail: 278941855@qq.com
通信作者: 黄华国 (1978—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事林业定量遥感研究, E-mail: huaguo_huang@bjfu.edu.cn

社会经济健康的健康状况、指导土地科学利用,以及研究区域乃至全球的生态环境和气候变化具有重要意义^[3-4]。遥感技术的出现极大方便了地表覆盖分类及其变化监测,但精度已经基本达到了上限。而机载激光雷达(ALS)作为一种新兴的高分辨率、高点密度的遥感空间数据获取技术,在土地分类中具有重要应用。目前其应用主要集中于城市建筑提取分类^[5-6]、森林分类^[7-8]以及地质地貌分类与识别^[9-10]等方面。

然而,ALS点云数据缺乏直接表达物体表面的语义信息(例如纹理和结构),且空间三维点云数据本身具有不连续性、不规则性以及数据的密度不均匀等,直接利用ALS点云数据进行分类,操作较为复杂,且效果并不理想^[5,11]。由于地物的复杂性、城市高大建筑的阴影问题以及光谱异质性问题的存在,单独利用光谱数据进行土地利用分类同样存在缺陷^[12],而结合ALS与光谱数据进行分类则具有更大的潜力。

基于此,已有许多研究尝试通过ALS数据与光谱影像数据融合进行模式识别和地物提取与分类。其中,大多数研究均是通过ALS数据衍生出的归一化地表模型nDSM或DEM和强度参数结合光谱数据衍生出的NDVI值或其他光谱特征参数对地表进行分类和特征提取^[13-20],所采用的分类方法主要包

括支持向量机SVM、决策树、面向对象方法及对应的改进方法,对建筑、水体、绿地等地物的分类都表现出较高的精度。袁枫^[21]利用统计方法,将ALS数据高程、激光强度信息和红绿蓝波段进行分布统计,提取各种土地利用类别的特征值,利用框架理论对城镇地区土地利用类型进行了分类。

目前,大多数类似研究仅针对城市区域,区域内地面相对规整,分类精度较高。山地区域由于地形起伏的影响,光学图像容易产生阴影、同物异谱现象,而ALS数据则存在DEM的提取精度不足、光谱纹理信息缺乏等困难,光学图像和ALS数据地表分类均面临挑战。针对山区复杂地形下的地表分类问题,本文从数据融合入手,提出一种基于ALS点云数据构建大光斑伪波形,并结合点云强度信息和CCD影像的RGB3波段信息的地表分类方法,并在安徽黄山地区进行验证。

1 研究区概况及研究数据

研究区位于安徽省黄山市南部,地理位置为北纬29°39′58.76″~29°41′33.45″,东经118°13′48.50″~118°23′3.09″。具体位置如图1a所示。研究数据包括ALS点云数据(三维坐标和强度)、配套的高分辨率CCD影像以及GlobeLand30全球分类产品。主要地物类型包括农田、水体、村庄及森林。

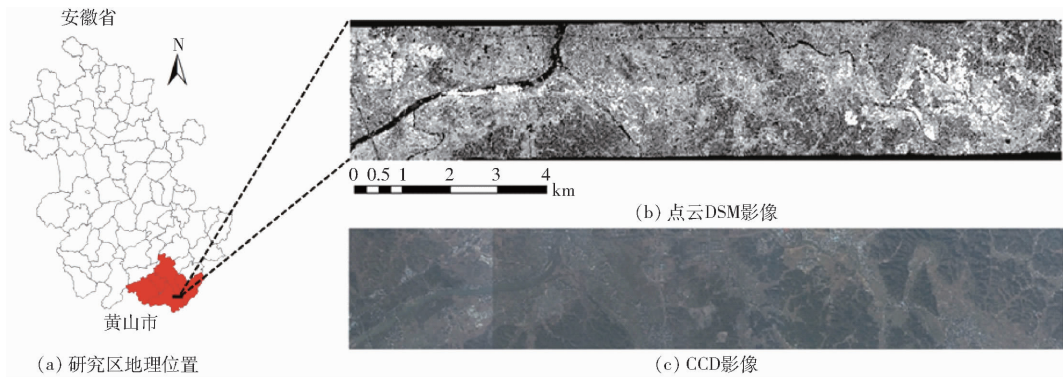


图1 研究区与研究数据

Fig. 1 Study area and data

1.1 点云数据和 CCD

数据采集系统为Leica ALS60,飞行时间为2011年4月。ALS数据点云密度约为0.39点/m²,CCD数据空间分辨率约为1 m,共有15景影像。图1b所示点云数据经过ENVI LiDAR处理生成的DSM图像,图1c为经过ENVI软件几何校正、精校正和配准拼接后的CCD影像。

1.2 全球30 m地表覆盖(GlobeLand30)分类数据

GlobeLand30分类产品数据(<http://www.globallandcover.com>)是中国国家基础地理信息中心研制的全球30 m地表覆盖产品,其在环境变化分

析、土地资源管理等方面已经得到广泛应用^[22-27]。该产品基于30 m多光谱影像,包括TM5、ETM+多光谱影像和中国环境减灾卫星(HJ-1)多光谱影像等。数据采用WGS 84坐标系,UTM投影,6°分带,参考椭球为WGS 84椭球。本文从官方网站上下载2011年图幅号N50-25的GlobeLand30数据,包含了研究区全部范围。

2 研究方法

2.1 伪波形提取

伪波形是激光雷达点云的一种转换方式,可以

更好地利用波形特征进行分类。BLAIR 等^[28]在对热带森林冠层垂直结构研究中发现,利用小光斑激光雷达高程信息模拟的垂直结构和全波形装置记录的全波形数据基本相似。FARID 等^[29]在以小光斑激光雷达模拟的波形数据估计森林叶面积指数(LAI)的研究中,通过对比发现小光斑激光雷达模拟的波形和地基激光扫描仪的回拨波形相关程度能达到 0.75。尤号田等^[30-31]利用 0.5 m 为层间距分层统计小光斑激光雷达样方内不同高程的点云数据,模拟伪波形并提取了平均树高、LAI、郁闭度和生物量等森林结构参数,效果优于其他方法。

为了能够更好地将伪波形与 CCD 影像的像元进行融合,假设伪波形的光斑近似于边长为 L 的正方形。利用 CSF 滤波算法^[32]对研究区 ALS 点云进行滤波并获取研究区 5 m 分辨率 DEM。在此基础上,用光斑内所有点云高度减去 DEM 得到每个点的归一化高程 h 。对所有样地内归一化后的点云高程 h 经过统计发现,绝大多数点云高程 h 均位于 0 ~ 20 m 范围内,约占 99.8%,因此为了统一伪波形的统计范围与横坐标刻度值,伪波形高程范围设为 0 ~ 20 m,分为 10 个区间段,每个区间段间隔 2 m。将 h 从低到高以 2 m 为区间统计点云数量占光斑内总点云数量百分比,以此构成模拟的波形,即边长为 L 光斑对应的伪波形 f_w ,其表达式为

$$f_w(x) = \frac{n_x}{N} \times 100\% \quad (x=1,2,\dots,10) \quad (1)$$

式中 n_x ——光斑内高程 h 在 $[2(x-1), 2x]$ 范围中点的数量

N ——光斑内所有点的数量

通过设置不同大小的光斑($L=10 \sim 80$ m)进行波形模拟便能得到一系列不同光斑大小的伪波形。伪波形的模拟公式与计算过程均基于 Matlab 程序实现。

本文所用的高程归一化方法比较简略,仅能大致消减地形起伏对实际地物高程的影响,为避免引起因分类地形所产生较大误差,后续可以考虑加入更多相关因子或者算法以更高的分辨率进行归一化。另外,由于水体能够吸收激光脉冲,返回的能量几乎为 0,点云数量极少,基于此特性能够很容易将水体从其他地类中区分,因此分析试验中未加入水体类型。

2.2 CCD 影像处理

对 15 幅有重叠的 CCD 影像分别进行几何校正、精校正配准后,将多幅图像无缝拼接成一幅覆盖整个研究区的图像,并将研究区域从中分割,为后续研究提供数据基础,图像处理步骤均在 ENVI 软件

中实现。拼接中只在重合区进行色彩融合调整。

2.3 特征曲线提取

利用同样的方式对同一个光斑范围内所有点的强度信息,以及光斑垂直投影面覆盖范围对应 CCD 影像数据相同区域范围内的各个像元 RGB 3 波段值,分别按从最小值到最大值分为 10 个等间隔区间统计每个区间点(或像元)的数量占总点(或像元)数的百分比,构成与伪波形相类似的统计点云(或像元)相对数量分布曲线。其中,强度信息 f_i 为未经过标定的相对度量,无量纲,经过统计分析发现,大多数点云强度都位于 0 ~ 10 之间,因此强度信息区间范围设为 0 ~ 10。强度信息 f_i 可表示为

$$f_i(x) = \frac{m_x}{N} \times 100\% \quad (x=1,2,\dots,10) \quad (2)$$

式中 m_x ——光斑中强度 I 在 $[x-1, x]$ 范围内点的数量

CCD 影像像元的 RGB 波段范围均集中于 50 ~ 150 之间,因此所有像元的区间统计范围设为 50 ~ 150。RGB 波段信息 $f_{R/G/B}$ 可表示为

$$f_{R/G/B}(x) = \frac{n'_x}{N'} \times 100\% \quad (x=1,2,\dots,10) \quad (3)$$

式中 n'_x ——光斑范围内 CCD 影像中像元 R/G/B 波段值域范围 $[10(x-1) + 50, 10x + 50]$ 内像元的数量

N' ——光斑范围内所有像元的数量

将所有曲线相结合连接成一条曲线 f ,作为直径 L 的光斑所属特征曲线(类似高光谱曲线),以此作为分类基础。曲线 f 可表示为

$$f(x) = \begin{cases} f_i(x) & (x \in [1, 10]) \\ f_r(x-10) & (x \in (10, 20]) \\ f_g(x-20) & (x \in (20, 30]) \\ f_b(x-30) & (x \in (30, 40]) \\ f_w(x-40) & (x \in (40, 50]) \end{cases} \quad (4)$$

2.4 判别分析

2.4.1 光斑

为了探究伪光斑大小与分类精度的关系,找出最适合于分类的伪光斑长度 L ,预先试验 1 将光斑边长 L 以 10 m 为步长,从 10 m 到 80 m 设置 8 个区梯度。在村庄、农田、森林 3 种地类中分别选择样点进行分类试验,每一个样点代表一个伪光斑。样点类别的选择和区分均通过在高分辨率 CCD 影像上进行目视判读,记录样点坐标与类别信息。部分样点位置如图 2(图中蓝色圆形代表村庄;红色三角形代表农田;绿色正方形代表森林)所示。

由于作为分类的特征曲线具有较多的变量,在分类之前需要对分类曲线参数利用主成分分析

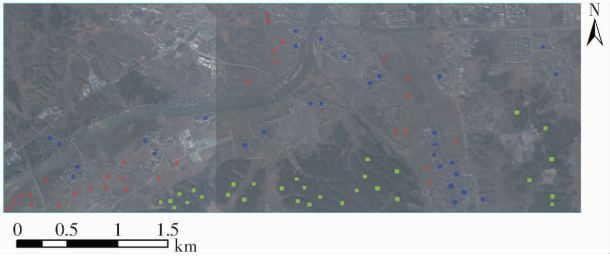


图 2 部分样点分布位置

Fig. 2 Location of study plots

(PCA)进行降维处理,以满足包含 80% 以上信息量为标准提取前 n 个主成分因子作为分类的依据。利用判别分析的方法对样点进行分类判别。将所有样点随机分为训练样本和验证样本,其中训练样本占总样本数量 30%,验证样本占 70%。对不同伪光斑大小的分类特征曲线判别正确率进行统计分析,得光斑大小与分类精度关系曲线。试验流程如图 3 所示。所有统计分析和计算均通过 Matlab 程序实现。

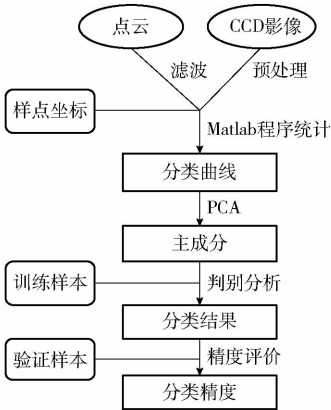


图 3 分类试验流程图

Fig. 3 Flow chart of classification test

2.4.2 坡向

不同坡向下由于阴影的影响太阳辐射差异较大,这会影响到通过光谱图像进行分类的精度,较容易将不同坡向的森林分为不同的类型。进行坡向分析试验,利用 CCD 影像结合伪波形进行分类试验。共选取 150 个样点,农田、村庄和森林各 50 个样点,森林中阴坡、阳坡各选取 15 个样点,另外局部地势相对平缓的森林中也挑选了 20 个样点。设置训练样本为总样本量的 30%,即 45 个样点,其中每种地类中各取 15 个样点。为了能更好地验证坡向对分类的影响,森林的训练样本均选自地势平缓的样点内。其余的 70% 样点作为验证样本进行判别分析,可以获得判别精度。

2.4.3 林分密度

同样,林分密度不一的情况下光谱的分异性也较大,稀疏林分和密集林分在光谱图像上差别也较大,在一定程度上影响光谱图像的分类。进行林分

密度分析试验。3 种地类分别选取 50 个样点,其中位于森林的样点疏森林、密森林各布有 15 个,疏密相间的混合区域也设置了 20 个样点。验证样本和训练样本的选择与坡向分析试验类似,森林的训练样本选自混合区域样点。

2.5 基于人工神经网络的土地利用分类

以前文所得的最优光斑大小,提取研究区范围内区域的特征曲线,并且将特征曲线上 50 个变量看作 50 个波段,生成分辨率为 L 、波段数为 50 的研究区高光谱图像。将研究区中地物分为森林、农田、村庄、水体 4 种类型,分别从每种类型中选出 60 个分布相对均匀的像元作为训练样本,采用人工神经网络(Artificial neural network, ANN)方法对地物进行分类。人工神经网络 ANN 是由大量的处理单元(神经元)广泛互相连接而成的网络,是一种具有高度非线性分类分析方法,其特点和优越性主要体现在 3 方面:自学习功能、联想存贮功能和高速寻找优化解的能力,特别适用于复杂非线性关系的遥感分类、回归、评价和预测^[33]。

根据训练样本,分别利用伪波形曲线与 CCD 影像的 RGB 3 波段采用 ANN 对整个研究区进行分类,在此基础上结合 50 个波段 30 m 分辨率的分类图像地表进行研究区地表分类,用目视判读的方式在研究区内为每种地类选取特征明显、具有代表性的区域作为真实值,对分类结果进行验证。为了进一步与仅采用光学数据进行分类的常规方法进行比较,选择 GlobeLand30 分类结果产品对伪波形结合 CCD 影像的分类结果进行对比验证。地表分类及精度验证均利用 ENVI 软件实现。

3 结果与分析

3.1 伪波形提取效果

以 L 为 30 m 为例,图 4 显示了 90 个样点的伪波形累积能量强度平均值。从图中可以看出,不同地类伪波形曲线有较明显差异,农田地势较为平缓,在较低高程内的伪波形累积能量强度较大,因此大多数的伪波形累积能量集中于 0~2 m 区间内。村庄由于有较多地面的回波,其 0~2 m 区间内的伪波形累积能量强度平均值比森林高,而 16~20 m 的高程区间内有回波的主要是森林,其他两类均趋于 0。这归根于森林植被冠层的覆盖,使得其地面低层回波点的数量少于建筑物零散分布的村庄和植被相对低矮或几乎为平地的农田,而高层的回波则高于另外两类。

3.2 特征曲线

3 种地类的特征曲线如图 5 所示,图中曲线均

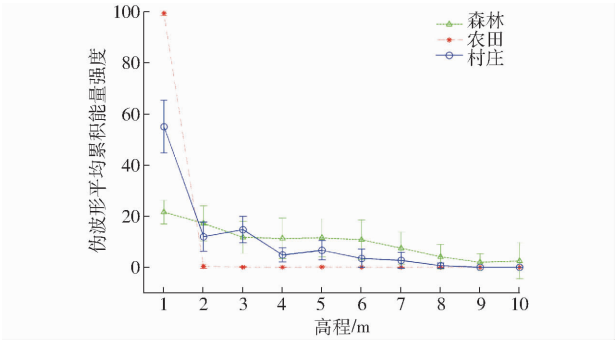


图 4 3 种地类伪波形平均累积能量强度

Fig.4 Average curves of modeled waveforms for three classes

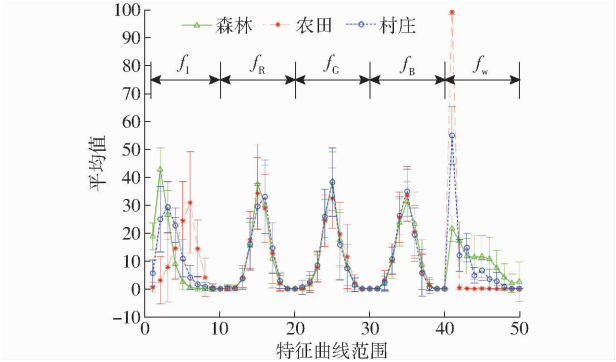


图 5 3 种地类特征曲线

Fig.5 Characteristic curves of three typical classes

为 3 种地类 90 个样地的均值曲线。曲线范围 1 ~ 10 代表点云平均强度信息 f_I , 11 ~ 40 分别代表 R 、 G 、 B 3 个波段的频率统计数据 $f_{R/G/B}$, 41 ~ 50 代表伪波形信息 f_w 。可以看出, 几种地类平均值曲线在 RGB 3 个波段范围内 (11 ~ 40) 均呈现单峰分布, 峰值居中, 地类之间峰值差异不太显著, 只有村庄与其他两类在 R 波段范围内峰值略有差异。而强度平均值曲线 3 种地类峰值点差异比较明显, 森林强度峰值明显偏低, 村庄其次, 农田强度平均值曲线峰值偏高。各段特征曲线互相之间有一定的互补性。

3.3 光斑对分类精度的影响

以选定的 90 个样地作为试验样本, 分类精度与光斑边长 L 关系如图 6 所示。 L 在 10 ~ 20 m 范围内, 精度相对较低, 这是由于光斑过小, 点云密度偏低, 统计特征不明显。 L 达到 30 ~ 40 m 时精度基本达到最高, 而 L 超过 50 m 时精度有所下降, 原因可能是光斑过大时一个光斑样地中包含了多种地物, 形成了混合像元。进一步增大样本量到 130 和 150 时, 趋势基本相同, 说明规律较为稳定。因此本文中选取 L 为 30 m 进行进一步的分类试验。

3.4 坡向对分类精度的影响

单独利用 CCD 影像 RGB 3 波段信息进行判别分析, 总体正确率为 60.95%, Kappa 系数 0.414, 混淆矩阵如表 1 所示, 其中森林阳坡有较多样点被错

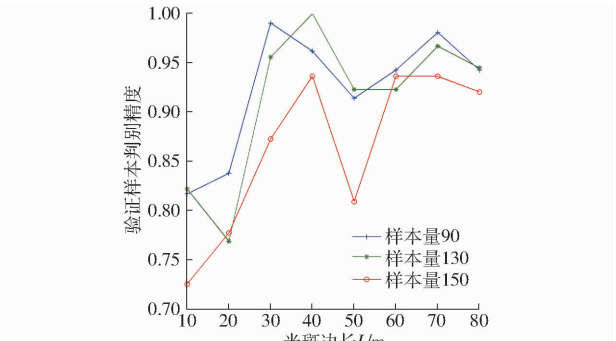


图 6 判别精度随光斑边长的变化曲线

Fig.6 Variation accuracy curves with footprint size

分为农田, 村庄与农田之间混分现象也比较多; 加入伪波形信息后, 误判率显著降低 (表 2)。105 个验证样本中只有 4 个判别错误, 判别总体正确率 96.19%, Kappa 系数 0.943, 其中森林中阴坡阳坡及平地样本均判别正确, 对不同坡向的森林地类基本无明显误分为其他地类的情况。在山区, 坡向会造成同为森林, 但是由于光照阴影的影响, 植被生长的差异和反射的光谱信息不同的现象, 进而降低分类精度。加入伪波形的特征曲线分类对地形的坡向差异适应性较好。

表 1 基于 CCD 影像的坡向试验混淆矩阵

Tab.1 Confusion matrix of slope aspect experiment based on CCD classification result				
	森林	农田	村庄	总计
森林	24	5	6	35
农田	11	18	6	35
村庄	8	5	22	35
总计	43	28	34	105

表 2 加入伪波形信息后的坡向试验混淆矩阵

Tab.2 Confusion matrix for slope aspect experiment based on CCD + ALS classification result				
	森林	农田	村庄	总计
森林	35	0	0	35
农田	0	34	1	35
村庄	3	0	32	35
总计	38	34	33	105

3.5 林分密度对分类精度的影响

单独利用 CCD 影像 RGB 3 波段信息进行判别分析, 总体正确率为 67.62%, Kappa 系数 0.512, 混淆矩阵如表 3 所示, 其中疏林有较多样点被错分为农田, 村庄与农田之间同样有混分现象, 同为森林, 由于密度不同, 可能会造成较大的光谱差异; 加入伪波形信息后总体精度为 91.43%, Kappa 系数 0.871, 分类结果混淆矩阵见表 4。可以看出农田没有出现误判, 农田与疏林之间判别精度有较大提高,

但是森林仍有两个样点被误判为村庄,村庄有 7 个样点误判为森林。出现误判的森林均为疏林,由此可以看出森林过于稀疏依然会对分类产生一定的影响,但是试验中疏林的误判率能够维持在较低的水平。而村庄的误判率明显更高,原因可能是村庄中部分区域有一定的绿化种植或原生植被覆盖,加上村庄中建筑高度与乔木植被高度相当,使其样地中光斑内同时具备类似于森林中的光谱反射条件和高程条件,很容易被误分为森林。

表 3 基于 CCD 影像的林分密度试验混淆矩阵

Tab.3 Confusion matrix of stand density analysis
experiment based on CCD classification result

	森林	农田	村庄	总计
森林	29	3	4	35
农田	9	19	7	35
村庄	7	5	23	35
总计	45	27	34	105

表 4 加入伪波形信息后的林分密度试验混淆矩阵

Tab.4 Confusion matrix for stand density analysis
experiment based on CCD + ALS classification result

	森林	农田	村庄	总计
森林	33	0	2	35
农田	0	35	0	35
村庄	7	0	28	35
总计	40	35	30	105

3.6 图像分类精度评价

1 m 分辨率 CCD 影像、验证样地位置范围及各分类结果见图 7。图 7a 中验证样地绿色斑块为森林、红色斑块为村庄、蓝色斑块为水体、粉色斑块为农田。基于伪波形曲线和 CCD 影像的分类结果总体精度分别为 91.93% 和 68.08%,Kappa 系数分别为 0.866 8 和 0.518 6,混淆矩阵见表 5 和表 6。

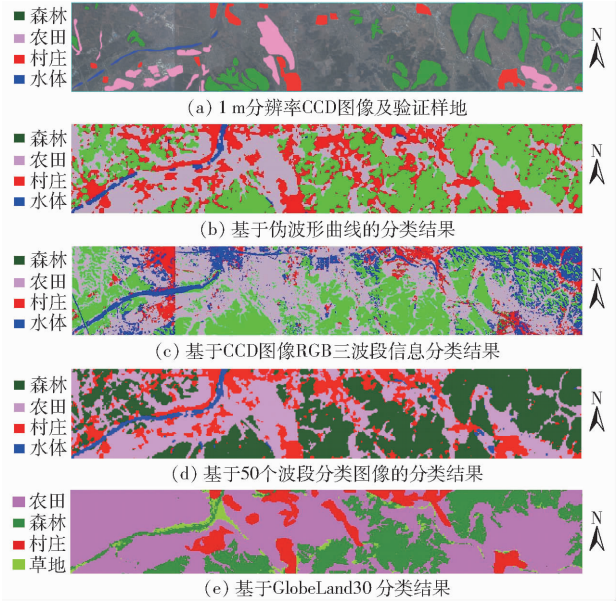


图 7 CCD 影像及验证样地与各分类结果对比
Fig.7 Comparison maps of classification results
and CCD image

表 5 基于伪波形分类结果的混淆矩阵

Tab.5 Confusion matrix of waveform classification

	森林	村庄	水体	农田	总计	错分误差/%	用户精度/%
森林	5 648	3	6	18	5 675	0.48	99.52
村庄	347	1 396	45	86	1 874	25.51	74.49
水体	0	7	180	0	187	3.74	96.26
农田	94	132	139	2 762	3 127	11.67	88.33
总计	6 089	1 538	370	2 866	10 863		
漏分误差/%	7.24	9.23	51.35	3.63			
生产者精度/%	92.76	90.77	48.65	96.37			

表 6 基于 CCD 影像 RGB 三波段信息分类结果的混淆矩阵

Tab.6 Confusion matrix of CCD classification

	森林	村庄	水体	农田	总计	错分误差/%	用户精度/%
森林	3 303	274	14	13	3 604	8.34	91.66
村庄	17	319	0	55	391	18.32	81.68
水体	1 188	407	166	73	1 834	90.94	9.06
农田	484	220	1	2 066	2 771	25.43	74.57
总计	4 992	1 220	181	2 207	8 600		
漏分误差/%	33.84	73.85	7.94	6.40			
生产者精度/%	66.16	18.06	92.06	93.60			

从伪波形分类结果的混淆矩阵可以发现,基于伪波形分类结果中森林分类精度最高,几乎没有错

分误差,只有少量的漏分误差,主要与村庄有一定的混分。村庄区域则有较大的错分误差,其中多数被

错分为森林,这证明了利用伪波形高程信息进行分类不利于区分部分高度与森林相类似的村庄区域。漏分误差最严重的地类为水体,约有 51% 水体被分成了农田和村庄,这是由于水体与农田和村庄部分区域均比较平坦,在伪波形中更容易混淆难以被分辨。这些都是高程信息不足以分辨的部分。

而基于 CCD 影像 RGB 3 波段信息分类结果混淆矩阵中村庄的错分误差相对较低,相反,村庄的漏分误差极高,被混分为其他地类的较多;水体也同样与伪波形呈现相反的精度,水体的漏分误差较低,而错分误差极高,错分来源主要是森林与村庄,这也是由于 3.4 节中提到的部分阳坡面的森林和村庄中建筑表面光谱反射率较高,与水体相类似所引起的混分。

伪波形与 CCD 影像单独分类结果的验证表明,两类数据源各有优势且互相之间对于劣势具有较高的互补性,有必要将其结合用于提升分类精度。

图 7d 为结合 CCD 与 ALS 提取的 50 个波段 30 m 分辨率分类图像地表分类结果,图 7e 为 GlobeLand30 分类产品在研究区范围内的分类结果。基于验证样地验证结果表明,CCD 与 ALS 数据融合得到的 50 个波段分类图像的分类结果总体精度为 95.22%,Kappa 系数 0.919 2,混淆矩阵及各种地类的生产者精度和用户精度见表 7。对应的研究区 GlobeLand30 产品总体分类精度为 79.56%,Kappa 系数 0.661 8,混淆矩阵见表 8,这与其产品描述中提到的总体分类精度 83.51%,Kappa 系数 0.78 相近,检验结果可靠。

表 7 基于 50 个波段分类图像分类结果混淆矩阵

Tab.7 Confusion matrix of image classification

	森林	村庄	水体	农田	总计	用户精度/%
森林	5 831	10	11	35	5 887	99.05
村庄	75	1 333	34	67	1 509	88.34
水体	0	10	234	23	267	87.64
农田	69	124	46	2 645	2 884	91.71
总计	5 975	1 477	325	2 770	10 547	
生产者精度/%	97.59	90.25	72.00	95.49		

从结果中可以看出,集合 CCD 与 ALS 数据的 50 个波段分类图像分类结果总体精度和 Kappa 系数(95.22%,0.919 2)均高于伪波形单独分类(91.93%,0.866 8),并且相较于 CCD 单独分类(68.08%,0.518 6)有较大幅度提升,各种地类的用户精度与生产者精度也都与两者的结果基本持平或

有显著提高。同时,数据融合分类的结果总体精度也优于 GlobeLand30 产品的总体分类精度。其中农田的分类用户精度(91.71%)相对于 GlobeLand30 产品(58.11%)有大幅度提升,森林(97.59%与 73.89%)和村庄(90.25%与 72.31%)的生产者精度也有较大幅度提升。

表 8 基于 GlobeLand30 分类结果的混淆矩阵

Tab.8 Confusion matrix of GlobeLand30 classification

	森林	村庄	农田	总计	用户精度/%
森林	4 409	25	6	4 440	99.30
村庄	9	1 016	122	1 147	88.58
农田	1 549	364	2 654	4 567	58.11
总计	5 967	1 405	2 782	10 154	
生产者精度/%	73.89	72.31	95.40		

4 结论

(1)ALS 伪波形对于地面高程差别较大的地表差异显著,利用其与光谱信息相结合能够实现信息量的互补,有助于提高分类及地物判别精度。

(2)不同光斑大小的伪波形对分类有一定的影响。光斑边长过小,可能存在信息量不足,分类精度较低;而光斑边长过大,则光斑内可能包含多种地物,分类精度相应也会有所降低。基于每平米点密度约 0.39 的 ALS 数据所构造的伪波形及特征曲线,当光斑边长在 30 m 以内时,随着光斑边长的增加,分类精度有明显的提升,光斑边长达到 30~40 m 时,精度达到峰值,此后随着光斑边长的增加,分类精度不再上升,且在一定范围内(50~60 m)有所降低,之后在峰值附近趋于稳定。

(3)相对于单一光谱数据,利用伪波形进行地物判别能够更好地适应复杂地形及地表覆被的影响,对于不同坡向、不同疏密度的森林,加入伪波形时判别准确率较高。但是,对于绿色植被较多或者与其他地类有重叠的村庄地区,也出现了一些将村庄误判为其他地类的情况。因此,伪波形结合光谱数据对于村庄地区中与其他地类混合度较大的分类效果有所欠缺。

(4)通过伪波形结合强度信息和光谱 RGB 3 波段信息进行土地利用分类,分类总体精度达到 95.22%,Kappa 系数 0.919 2,较同一地区的纯光谱分类 GlobeLand30 产品(总体精度 79.56%,Kappa 系数 0.661 8)精度有明显的提高。

参 考 文 献

[1] WULDER M A, COOPS N C. Satellites: make earth observations open access[J]. Nature, 2014, 513(7516):30-31.

[2] HEROLD M, WOODCOCK C E, GREGORIO A D, et al. A joint initiative for harmonization and validation of land cover

datasets[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(7):1719 – 1727.

[3] FRITZ S, SEE L, YOU L, et al. The need for improved maps of global cropland[J]. Eos, Transactions American Geophysical Union, 2013, 94(3):31 – 32.

[4] 马延慈, 明艳芳, 王凯, 等. 基于高分辨率人工识别地表类型的 GlobeLand30 产品精度评价[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2018, 37(5):1 – 10.
MA Yanci, MING Yanfang, WANG Kai, et al. Precision evaluation of GlobeLand30 products based on high-resolution artificial identification land type[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology (Natural Science), 2018, 37(5):1 – 10. (in Chinese)

[5] 石志宽, 汤国安. 基于 LiDAR 的城市土地集约利用评价方法研究[J]. 南京师范大学学报(自然科学版), 2009, 32(4):110 – 116.
SHI Zhikuan, TANG Guoan. Research of urban land intensive use assessment method based on LiDAR[J]. Journal of Nanjing Normal University (Natural Science), 2009, 32(4):110 – 116. (in Chinese)

[6] JENSEN J R, IM J. Remote sensing change detection in urban environments [M] // Geo-spatial technologies in urban environments. Springer Berlin Heidelberg, 2007:7 – 31.

[7] 李立存. 基于星载大光斑 LiDAR 数据的森林类型识别研究[D]. 哈尔滨:东北林业大学, 2012.

[8] HILL R A, THOMSON A G. Mapping woodland species composition and structure using airborne spectral and LiDAR data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2005, 26(17):3763 – 3779.

[9] 肖春蕾, 郭兆成, 张宗贵, 等. 利用机载 LiDAR 数据提取与分析地裂缝[J]. 国土资源遥感, 2014(4):111 – 118.

[10] 肖春蕾, 郭兆成, 郑雄伟, 等. 机载 LiDAR 技术在地质调查领域中的几个典型应用[J]. 国土资源遥感, 2016(1):136 – 143.

[11] 乔纪纲, 刘小平, 张亦汉. 基于 LiDAR 高度纹理和神经网络的地物分类[J]. 遥感学报, 2011, 15(3):539 – 553.
QIAO Jigang, LIU Xiaoping, ZHANG Yihan. Land cover classification using LiDAR height texture and ANNs[J]. Journal of Remote Sensing, 2011, 15(3):539 – 553. (in Chinese)

[12] MARTIN H, DAR R. Spectral characteristics of asphalt road aging and deterioration: implications for remote-sensing applications[J]. Applied Optics, 2005, 44(20):4327 – 4334.

[13] 董彦芳, 庞勇, 许丽娜, 等. 高光谱遥感影像与机载 LiDAR 数据融合的地物提取方法研究[J]. 遥感信息, 2014(6):73 – 76.

[14] 李云帆, 龚威平, 林俞先, 等. LiDAR 点云与影像相结合的建筑物轮廓信息提取[J]. 国土资源遥感, 2014(2):54 – 59.

[15] 满其震. 激光雷达和高光谱数据融合的城市土地利用分类方法研究[D]. 上海:华东师范大学, 2015.

[16] 周梦维, 柳钦火, 刘强, 等. 全波形激光雷达和航空影像联合的地物分类[J]. 遥感技术与应用, 2010, 25(6):821 – 827.
ZHOU Mengwei, LIU Qinhua, LIU Qiang, et al. A method for classification by fusing full-waveform airborne laser scanning data and aerial images[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2010, 25(6):821 – 827. (in Chinese)

[17] 马利刚. 工业园区土地覆盖及建筑密度航空遥感研究[D]. 杭州:浙江大学, 2014.

[18] 董保根. 机载 LiDAR 点云与遥感影像融合的地物分类技术研究[D]. 郑州:中国人民解放军信息工程大学, 2013.

[19] 钟良, 魏占营, 王留召, 等. 基于多源数据的半监督分层土地利用分类[J]. 人民长江, 2014(5):65 – 70.

[20] 苏伟, 李京, 陈云浩, 等. 基于多尺度影像分割的面向对象城市土地覆被分类研究——以马来西亚吉隆坡城市中心区为例[J]. 遥感学报, 2007, 11(4):521 – 530.
SU Wei, LI Jing, CHEN Yunhao, et al. Object-oriented urban land-cover classification of multi-scale image segmentation method—a case study in Kuala Lumpur City center, Malaysia[J]. Journal of Remote Sensing, 2007, 11(4):521 – 530. (in Chinese)

[21] 袁枫. 机载 LiDAR 数据处理与土地利用分类研究[D]. 北京:中国矿业大学, 2010.

[22] HOU D, CHEN J, WU H, et al. Active collection of land cover sample data from geo-tagged web texts[J]. Remote Sensing, 2015, 7(5):5805 – 5827.

[23] MANAKOS I, CHATZOPOULOS-VOUZOGLANIS K, PETROU Z I, et al. GlobaLand30 mapping capacity of land surface water in Thessaly, Greece[J]. Land, 2015, 4(1):1 – 18.

[24] TAN Shiteng, XU Zhu, TI Peng. A comparative study on effects of spatial aggregation for GlobeLand30 [C] // The 23rd International Conference on Geoinformatics, 2015:1 – 4.

[25] LAVRENIUK M, KUSSL N, SKAKUN S V, et al. Regional retrospective high resolution land cover for Ukraine: Methodology and results[C] // Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS 2015). IEEE, 2015:3965 – 3968.

[26] 陈军, 陈利军, 李然, 等. 基于 GlobeLand30 的全球城乡建设用地空间分布与变化统计分析[J]. 测绘学报, 2015, 44(11):1181 – 1188.
CHEN Jun, CHEN Lijun, LI Ran, et al. Spatial distribution and ten years change of global built-up areas derived from GlobeLand30[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2015, 44(11):1181 – 1188. (in Chinese)

[27] 张宇硕, 陈军, 陈利军, 等. 2000—2010 年西伯利亚地表覆盖变化特征——基于 GlobeLand30 的分析[J]. 地理科学进展, 2015, 34(10):1324 – 1333.
ZHANG Yushuo, CHEN Jun, CHEN Lijun, et al. Characteristics of land cover change in Siberia based on GlobeLand30, 2000—2010[J]. Progress in Geography, 2015, 34(10):1324 – 1333. (in Chinese)

[28] BLAIR J B, HOFTON M A. Modeling laser altimeter return waveforms over complex vegetation using high-resolution elevation data[J]. Geophysical Research Letters, 1999, 26(16):2509 – 2512.

[29] FARID A, GOODRICH D C, BRYANT R, et al. Using airborne LiDAR to predict leaf area index in cottonwood trees and refine riparian water-use estimates[J]. Journal of Arid Environments, 2008, 72(1):1 – 15.

[30] 尤号田, 邢艳秋, 王铮, 等. 点云密度对激光雷达估计森林样方平均树高的影响[J]. 东北林业大学学报, 2014, 42(5):143 – 148.
YOU Haotian, XING Yanqiu, WANG Zheng, et al. Effects of LiDAR point density on tree height estimation in plots level[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2014, 42(5):143 – 148. (in Chinese)

[31] 尤号田, 邢艳秋, 王铮, 等. 基于 LiDAR 离散点云能量信息的针叶林叶面积指数反演方法[J]. 中南林业科技大学学报(自然科学版), 2014, 34(10):39 – 44.
YOU Haotian, XING Yanqiu, WANG Zheng, et al. A method of leaf area index retrieval for coniferous forests based on LiDAR discrete point cloud intensity information[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology (Natural Science), 2014, 34(10):39 – 44. (in Chinese)

[32] ZHANG Wuming, QI Jianbo, WAN Peng, et al. An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation[J]. Remote Sensing, 2016, 8(6):501.

[33] 徐建华. 现代地理学中的数学方法[M]. 北京:高等教育出版社, 2002.