

基于随机森林的机载激光全波形点云数据分类方法

范士俊¹ 张爱武¹ 胡少兴² 孙卫东³

¹ 首都师范大学三维信息获取与应用教育部重点实验室, 北京 100048;
² 北京航空航天大学机械及自动化学院, 北京 100083;
³ 清华大学电子工程系, 北京 100084

摘要 针对机载全波形数据,提出了一种基于随机森林法的点云分类算法。通过全波形分解获得振幅,回波次数以及回波宽度,结合提出的特征提取方法,构建一个多维特征向量并进行特征选择,利用随机森林法将激光点云分为植被,地面以及建筑物三类。通过对比分析随机森林和支持向量机两种分类方法,实验结果表明所提取的特征在随机森林分类中具有良好的稳定性以及高效性,能够在城市分类应用中取得较好的分类效果。

关键词 信号处理; 全波形分类; 特征选择; 随机森林法; 支持向量机

中图分类号 TN959.3 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL201340.0914001

A Method of Classification for Airborne Full Waveform LiDAR Data Based on Random Forest

Fan Shijun¹ Zhang Aiwu¹ Hu Shaoxin² Sun Weidong³

¹ Ministry of Education Key Laboratory of 3D Information Acquisition & Application, Capital Normal University, Beijing 100048, China
² School of Mechanical Engineering & Automation, Beihang University, Beijing 100083, China
³ Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China

Abstract Aiming at airborne full waveform data classification, the paper proposes a random forest method based on point cloud classification algorithm. The amplitude of the full waveform echo and echo times, as well as the echo width are extracted. Extract and select the features using the method proposed in this paper to build a feature vector. Using the random forest method, the laser point clouds are divided into three types of vegetation, ground and building. By comparative analysis of random forests method and the support vector machine, the results present that the extracted features show good stability and efficiency, and the random forest classification method can achieve good classification effect in the urban classification applications.

Key words signal processing; full waveform classification; feature selection; random forest method; support vector machine

OCIS codes 280.3420; 280.3640; 280.5600

1 引言

LiDAR技术作为一种新的技术手段被广泛应用于城市规划,应急响应,城市三维(3D)建模等方面,在这些应用之前需要对原始点数据进行分类。

最初的机载激光仅能够获取单次回波,较经典的方法有:1)利用点云的几何特征以及地形特征进行分类处理,Sithole^[1]提出基于坡度自适应的分类将点云分为地面点和非地面点,这种方法不适用于地形

收稿日期: 2013-03-06; **收到修改稿日期**: 2013-04-02

基金项目: 国家科技支撑计划(2012BAH31B01)、教育部新世纪优秀人才(NCEF-08-0630)、国家自然科学基金(41071255)

作者简介: 范士俊(1985—),男,硕士研究生,主要从事激光点云分类的研究。E-mail: fanshijun85@163.com

导师简介: 张爱武(1972—),女,教授,博士生导师,主要从事三维信息获取与处理、计算机视觉与模式识别以及图像处理等方面的研究。E-mail: zhangaw98@163.com

本文电子版彩色效果请详见中国光学期刊网 www.opticsjournal.net

起伏较大区域,并且对于非地面点无法进行再继续分类,因此主要用来进行数字高程模型(DEM)提取。胡举等^[2]提出了一种基于分割的点云滤波分类算法。首先对原始点云基于地表连续性进行分割;然后在移除粗差点集之后采用对分割点集建立缓冲区的方法,区分地面和非地面点集。由于选取的特征单一,导致该算法无法检测出桥梁且会有地面点集被误分为非地面点的情形;2) 将点云数据转化为图像后利用图像学的方法分类, Vu^[3]提出基于激光脚点数据的高程值采用 K 均值聚类法将数据分割成高层建筑物、地面点及其他地物三大类,这种方法不足之处在于丢失点云信息,对复杂地物识别能力不足;武汉大学左志权等^[4]提出了一种回波比率与拓扑识别模型相结合的点云分类方法。首先采用面向对象方法分割激光点云高程图像,然后利用迭代最大类间方差聚类方法及两种拓扑模型实现地面图斑对象与非地面图斑对象的初步分离,最后利用设定的建筑物高度和区域面积阈值,并引入回波比率进行地物分类。该方法的分类精度受区域面积以及建筑物高度值的影响较大;3) 基于多源特征的机器学习, Nourzad 等^[5]提出基于 Bagging^[6] 和 AdaBoost^[7] 组合分类器将点云分为植被,地面,房屋三类,仅有单次回波情况下,该方法效率不高。随着激光扫描传感技术的迅速发展^[8-9], 激光雷达能够获取反射的整个回波波形,利用全波形激光雷达可以获取更多的目标垂直结构信息,在此基础上很多学者结合全波形信息研究激光点云分类,如周梦维等^[10]结合全波形点云与影像数据构建决策树分类, Mallet 等^[11]对全波形数据进行分解,提取特征变量,采用基于支持向量机(SVM)的方法进行点云分类,这些方法没有充分考虑特征与算法的适用性。针对上述问题,本文提出了一种基于随机森林^[12]改进算法的全波形点云分类方法。首先在全波形数据基础上提取参与分类的特征,解决了特征量不足的问题,然后利用 Bootstrap^[6]重抽样方法从原始样本中抽取多个样本,对每个 Bootstrap 样本进行决策树建模并建立随机森林,最后利用本文提出的特征组合进行分类并通过投票机制得出最终预测结果。

2 特征提取

激光雷达最开始只能记录单次回波信号,随着全波形雷达的出现,发射脉冲的回波信号现在能被全部记录,并可通过波形分解提取出振幅、波宽、后向散射系数等回波特征,在分类中很多学者也加入

了回波特征。刘经南等^[13]在点云分类中利用了点云回波强度信息,考虑到点云的回波强度不仅与反射介质的特性有关,还与激光入射角以及脉冲传输距离等因素有关,因而在分类中会产生很多误分, Mallet 提取了全波形的振幅,波宽以及回波次数,取得较为理想的效果,但是建筑物边缘点以及一次回波的植被点出现较多错分情况,为此在特征提取上本文进行了一些改进。

2.1 邻阈高差 Z_c

首先将点云数据分为大小 $12\text{ m} \times 10\text{ m}$ 的格网块,选取每个格网块中的最低点作为参考点 R ,计算区域内每个点与参考点 R 的高度差值 Z_c ,如图 1 所示,该特征对于地面以及非地面点具有很好的可分性,分块大小对分类结果有着很大的影响,最合适的分块大小应该选择略大于测区内最大房屋的面积。

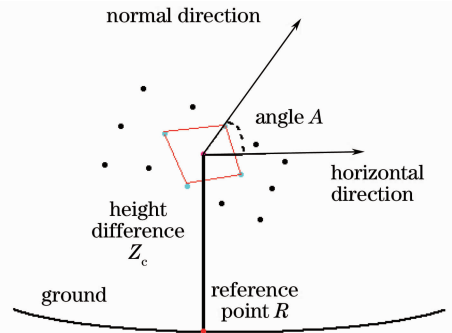


图 1 特征 Z_c 、 A 示意图

Fig. 1 Schematic diagram of Z_c and A

2.2 法向量与方向角

法向量是三维激光点云具有的一个很重要的性质,因为对于每个激光点而言,它的 K 邻域内都能拟合一个近似的平面,由于不同的地物其激光点的法方向不同,从而揭示了该点的地物属性。法向量的计算^[14]采用主成分分析法计算,步骤如下:

1) 在以 2 倍平均点间距为半径的球体内选择待估计点的 K 个近邻点,针对点云坐标 X, Y, Z 三个变量,对其进行协方差分析,求解协方差矩阵

$$C = \sum_{j=1}^K (x_j - x_i)^T \cdot (x_j - x_i), \quad (1)$$

式中 x_j 为第 j 个邻近点, x_i 为第 i 个待估计的点;

2) 将得到的最小特征值对应的特征向量单位化,将其作为该点法向量的初始值;

3) 调整整个点云的法向量方向。方法是利用最小二乘法拟合,不断地调整点的法向量值,直到使 $F(x) = \sum_{j=1}^K [(x_j - x_i) \cdot n_i]^2$ 达到最小。先确定一个初始点的正确法向量,然后调整其邻域集中采样点的法向量方向,之后通过各点的邻域点不断向外

扩散,最终完成对整个点云数据的法向量方向值的调整,其中 n_i 为第 i 个点初始的法向量。

得到法向量之后,再计算出法向量与水平方向的夹角 A ,如图1所示。植被覆盖区域由于植被穿透性以及植被内结构差异导致点云分布呈团聚状不规则分布,得出的夹角 A 因而也具有很大的差异性,而地面点以及建筑物差异则相对较小。

2.3 回波率

回波率(ER, f_{ER})即以某一激光点为中心, r 为半径的球体内点云数量和柱体内点云数量的比率即该点处的回波率:

$$f_{ER} = N_{3d} / N_{2d}, \quad (2)$$

式中 N_{2d} 柱体内点云数量, N_{3d} 球体内点云数量。

回波率是用来表征物体透明度和粗糙度的物理量,半径 r 太大将导致具有不同表面结构的相邻物体之间过渡区过大,而影响分类, r 最合适的估计值为2倍平均点间距。从图2中可以看到,建筑物以及地面点由于回波无法穿透,只有表面反射的一次回波,而植被具有可穿透性,会产生多次回波,因此建筑物具有很高的ER,而植被的ER则很低,由此可以把建筑物跟植被点区分出来^[15]。

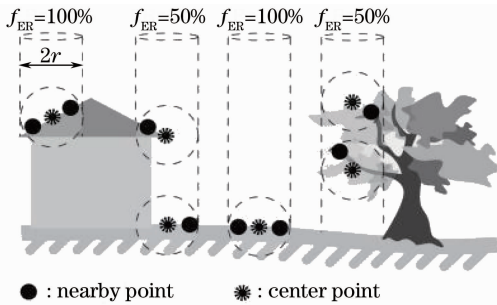


图2 回波率示意图

Fig. 2 Schematic diagram of ER

2.4 后向散射系数

后向散射系数^[16]指散射截面与入射激光束面积的比值,它表示的是地物对激光脉冲的后向散射特性,不同地物的散射特性具有差异性:

$$\gamma = \frac{\sigma}{A_i \cos \theta_i} = C_{cal} R^2 P S_p, \quad (3)$$

式中 σ 为后向散射截面, A_i 为被照射目标的大小, θ_i 为入射角, γ 为后向散射系数, C_{cal} 为标定常量, R 表示激光器到目标点距离, P 为振幅, S_p 为波宽。

为了分析上述特征在不同地物类别中的分布,首先依据地物复杂性、高程值差异从训练样本中抽取了差别较大的4个 $100\text{ m} \times 100\text{ m}$ 的样本块(训练样本中点云的类别已经分成了3类),分别计算出

样本块点云的上述特征值,然后依据点云类别标签,分别提取出建筑物、植被以及地表点,生成3个类别文件,最后统计分析类别文件中的点云特征分布规律,得到表1,从中可以看出这7个特征在不同地物中分布的差异性,差异越大表明所选特征对于地物类别越具有可分性。

表1 特征分布

Table 1 Feature distribution

Feature	Building	Tree	Ground
Z_c/m	3~10	0.5~10	Almost 0
A	$\leq 20^\circ$	vary	$\leq 15^\circ$
$f_{ER}/\%$	100	< 60	100
Amplitude	High	Low	High
Pulse width	Wide	Vary	Wide
Echonumber	One	Repeatedly	One
Backscattering coefficient	Slightly higher	Mid	Mid

特征选择是分类问题中的关键步骤,通过特征选择可以删除无关、冗余的信息,降低训练样本的维数、算法的复杂度和噪音的干扰,提高模型的推广能力,因此在分类中起着非常重要的作用,过多的特征不但不会提高分类精度,反而增加了计算量,降低了算法的效率。常用的连续特征选择方法有前向法^[17]和后向法两种,前向法的初始特征集为空,而后向法初始特征集为全部特征。为了进行特征选择并分析本文提取的特征对分类精度的影响,采用前向法逐个加入特征,并应用随机森林分析得到图3,其中图3(a)到3(g)为在特征集中依次加入 Z_c 、回波次数、振幅、ER、后向散射系数、夹角 A 以及波宽的分类效果。

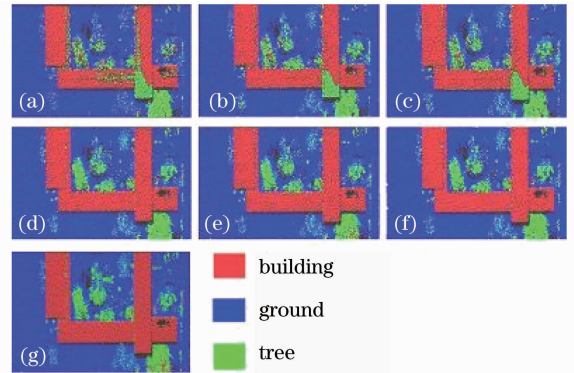


图3 特征选择效果图

Fig. 3 Results of feature selection

图4为不同特征集的分类精度曲线,其中横轴为依次加入的特征,纵轴为分类的精度。从图4中看到加入高程差值 Z_c 后得到81.4%的分类精度,正如图3(a)所见地面点和非地面点部分(包括植被

点以及建筑物)可以很好地区分出来,这说明高程差值对于点云分类有非常重要的意义,它根据点云高程值的不同可以将地面点和非地面点区分出来。而当后向散射系数加入到特征集中时,分类精度降低到 90.3%,说明该特征量对于特征集而言属于冗余信息,这一点可以从图 3(e)中得到验证,图中植被点被误分为建筑物的情况略有增多。在 Z_c 基础上

依次加入回波次数、振幅、ER、夹角 A 以及波宽后,分类精度分别为 87.2%,87.8%,90.5%,91.1%,91.7%。特别是回波次数和 ER 的加入使得分类结果得到很大改善,由此根据前向特征选择原则最终确定的特征集为 $\{Z_c, \text{波宽, 回波次数, 振幅, 夹角 } A, \text{ER}\}$ 。

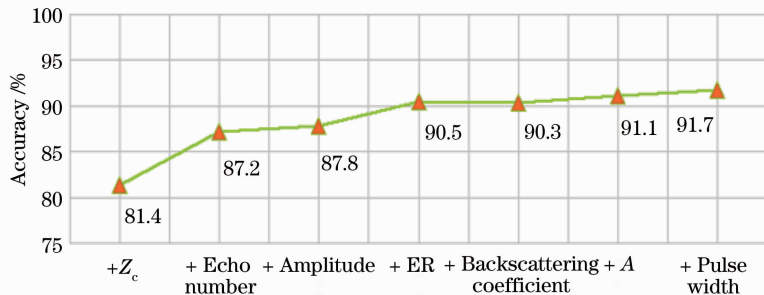


图 4 特征选择对于分类精度影响

Fig. 4 Impact of feature selection for classification accuracy

3 随机森林分类

3.1 随机森林法

随机森林法是一种组合分类方法,其基本组成就是决策树,决策树是一种由结点与向量组成的层次结构。决策树包含了三种结点:根结点、内结点、叶结点。决策树仅有一个根节点,叶结点是训练数据的总体集合。树中的每个内部结点是一个分裂问题,它将到达该结点处的样本按某个特定属性分块。从决策树的根结点到叶结点的一条路径就形成一个判别规则。决策树算法采用自顶向下的贪婪算法,每个内部结点选择分类最好的属性将到达该结点的数据分成两类或多类,重复这个过程直到这棵树能准确地分类全部训练数据。随机森林法利用重抽样样本进行决策树建模,然后组合多棵决策树的预测,通过投票得出最终预测结果,随机森林的强度和相

关性都依赖于输入的特征数 m ,如果 m 足够小,树的相关性趋向于减弱;分类模型的强度随着输入特征数 m 的增加而提高。

3.2 随机森林的建立

本文采用随机选择输入变量法建立随机森林,特征数 m 在整个随机森林建立过程中是固定的。

$$m = \text{int}(\text{lb}M + 1), \quad (4)$$

式中 int 表示取整, M 为样本特征总数,由于在每个结点仅仅需要考察输入变量的一个子集,这种方法显著减少算法的运行时间。在每棵决策树构造过程中,节点属性的选择有很多种方法,例如信息增益、信息增益比、Gini 索引等方法,这里采用信息增益作为节点分裂标准,连续数值型特征的信息增益计算公式如下:

$$IG(x) =$$

$$\max[-\sum_{i=1}^n P(c_i) \text{lb}P(c_i) - H(c | x < t + \Delta t)P(x < t + \Delta t) - H(c | x \geq t + \Delta t)P(x \geq t + \Delta t)], \quad (5)$$

式中 c 表示样本中地物类别, n 为地物类别总数, x 表示连续特征, t 表示连续特征的一个阈值, Δt 表示阈值的步长, $P(c_i)$ 表示样本中 c_i 类出现的概率, $P(x < t + \Delta t)$ 表示样本中 x 特征小于 $t + \Delta t$ 的概率, $P(x \geq t + \Delta t)$ 表示样本中 x 特征不小于 $t + \Delta t$ 的概率, $H(c | x < t + \Delta t)$ 表示 x 特征小于 $t + \Delta t$ 时

的条件熵, $H(c | x \geq t + \Delta t)$ 表示 x 特征不小于 $t + \Delta t$ 时的条件熵。信息增益越大,特征在分类中的作用越大,在构造随机森林过程中选择信息增益最大的特征进行节点分裂,随机森林构建具体步骤如下:

1) 利用本文提出的特征提取算法求解特征值,然后采用前向法进行特征筛选,得到特征空间 V ;

2) 以 bootstrap 重抽样方式从训练样本中有放回的随机抽取样本, 构造一个大小与原始样本一样的训练数据集 S ;

3) 从样本特征空间 V 中随机抽取 m 个特征变量, 利用集合 S 中的样本点分别计算这 m 个特征的信息增益 $IG(x)$ 。在具体计算信息增益时, 为保证计算效率以及可靠性, 本文将阈值 t 初始值设为特征的最小值, 并按照特征最大值与最小值差值的 0.05 倍进行增长。取信息增益最大的特征以及阈值 $t + \Delta t$ 进行结点分裂, 把数据集 S 分裂为两个子集, 分别作为左右子结点的数据集合;

4) 对分裂后的子结点, 重复步骤 3) 并进行迭代分裂直到数据集仅包含 1 种类别为止, 对每棵树不进行修剪, 最大限度生长并最终生成一个完整的决策二叉树;

5) 重复第 2)~4) 步生成一个由 100 棵二叉树组成的随机森林;

6) 将分类数据应用到随机森林分类器中进行计算, 点云所属类别采用投票法形成最终的分类结果。

在选择每个结点的分裂属性时并不是对所有的

属性进行比较, 而是从全部属性中随机选取 m 个属性进行比较, 主要可以增加每棵树之间的差异性, 从而提高森林的泛化误差。当整个森林形成之后, 再由决策树通过简单多数投票的方式决定最终的分类结果。

4 实验结果与分析

本文实验的激光点云数据由 Riegl LMS-Q560 提供, 激光器发射频率为 240 kHz, 波长为 1550 nm, 发射脉冲长度约为 3.5 ns, 发散角小于等于 0.5 mrad, 采样间隔为 1 ns, 研究区域为 1.2 km × 1.2 km 城市区域, 平均飞行高度 369 m, 平均点云密度为 4.1 point/m²。为了验证本文提出的方法, 提取其中一小块区域, 共 61364 个样本点, 从分类准确性以及计算时间两方面对比分析了支持向量机方法^[18-19]和随机森林法, 本实验在 Garner^[20] 提供的软件包基础上进行, 实验中应用的随机森林由 100 棵决策树构成, 特征数 m 分别选取 3, 4, 5, 6。表 2 表示 m 值取 3、4、5、6 时随机森林方法分类的混淆矩阵^[21]以及制图精度, 如表 2 所示, f_{TA} 为总体精度。

表 2 分类结果混淆矩阵
Table 2 Error matrix of classification result

$m=3, f_{TA}=91.7\%$	Ground	Building	Tree	Producer accuracy / %	
Ground	35616	538	2636	91.8	
Building	46	16630	774	95.3	
Tree	2026	370	18360	88.2	
$m=4, f_{TA}=91.5\%$	Ground	35516	600	2674	91.5
Building	44	16698	708	95.6	
Tree	2020	504	18300	87.8	
$m=5, f_{TA}=91.3\%$	Ground	35564	546	2680	91.6
Building	40	16670	740	95.5	
Tree	2104	552	18168	87.2	
$m=6, f_{TA}=90.9\%$	Ground	35204	698	2888	90.7
Building	36	16722	692	95.8	
Tree	2008	636	18180	87.3	

混淆矩阵是一种常用的表示分类精度的方式, 混淆矩阵表中的每一列数值代表了实际类别的点云在分类后相应类别中的数量, 混淆矩阵的每一行数值代表了分类后某类型点云在实际点云相应类型中的数量。制图精度是指整个点云数据中正确分为某一类的个数与该类真实参考点云总数的比率。分析

表 2 可以看到当 $m=3$ 时地面点和植被点制图精度分别为 91.8%、88.2%, 均高于其他情况, 虽然建筑物的制图精度偏低, 但是总体精度仍为最高达到 91.7%, 由此可见当特征数 m 取 3 时随机森林法取得最优的分类效果, 这跟(4)式的描述相符。表 3 表示采用 SVM 方法分类的混淆矩阵以及制图精度。

表 3 SVM 混淆矩阵, 总体分类精度为 90.4%

Table 3 Error matrix of classification result using SVM, total accuracy is 90.4%

	Ground	Building	Tree	Producer accuracy / %
Ground	35002	744	3044	90.2
Building	46	16542	862	94.7
Tree	2048	662	18114	86.9

SVM 是一种成熟的具有广泛应用的机器学习方法, 本文将其作为参照比较本文算法的可靠性。从表 3 中看到地面点、建筑物以及植被点的制图精度均低于随机森林法, 且总体分类精度只有 90.4%, 这说明随机森林法在分类准确度方面能够达到很高的精度。

另外从算法效率上考虑, SVM 算法的计算时间约为 3 min, 而采用随机森林法进行特征选择的时间为 5 min, 进行分类计算时间为 100 s, 尽管随机森林法的总计用时大于 SVM 法, 但是特征选择对于给定的特征集合而言只需要进行一次处理, 也就是说在分类计算中随机森林法在时间上面仍然具有优势。

对整个测区点云应用随机森林法分类后的可视化效果见图 5, 图中白色部分是数据丢失区域, 建筑物以及地面部分都能够很好地区分, 可以看出算法的总体分类效果很明显, 证明本文算法对城市地物分类有很大的应用潜力。

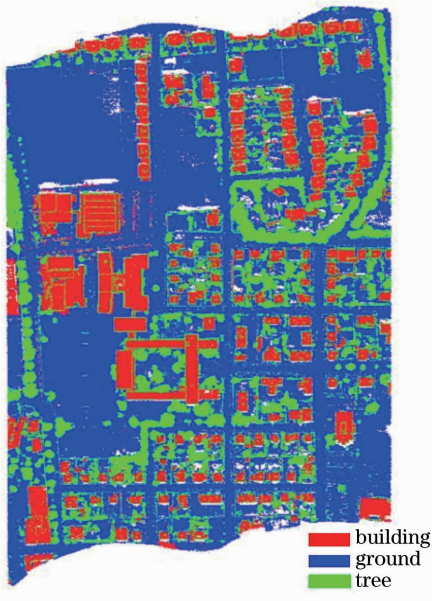


图 5 实验区域分类结果

Fig. 5 Classification results of the experimental area

5 结 论

讨论了一种全波形机载激光分类方法, 并对整个

分类流程及其关键步骤进行详细论述。它首先在全波形分解的基础上研究特征提取, 对提取出的特征集采用前向法进行特征选择。再利用有放回的重抽样法构建样本, 并依据信息增益最大原则建立决策二叉树。最后组合二叉树得到随机森林分类模型。由于在随机森林建立过程中样本和特征均采用随机组合的方法, 模型对异常值和噪声具有较好的容忍度, 且不容易出现过拟合。和支持向量机方法对比进行试验, 结果表明本算法不论在提高分类的精确性方面, 还是在减小计算时间上面都有更大的优势。

参 考 文 献

- 1 G Sithole. Filtering of laser altimetry data using a slope adaptive filter[J]. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2001, 34(3/W4): 203-210.
- 2 Hu Ju, Yang Liao, Shen Jinxiang, et al.. Filtering of LiDAR based on segmentation[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2012, 37(3): 318-321.
胡 举, 杨 辽, 沈金祥, 等. 一种基于分割的机载 LiDAR 点云数据滤波[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2012, 37(3): 318-321.
- 3 T T Vu. Wavelet and scale-space theory in segmentation of airborne laser scanner data[C]. Singapore: The 22nd Asian Conference on Remote Sensing, 2001, 1: 176-180.
- 4 Zuo Zhiquan, Zhang Zuxun, Zhang Jianqing. Classification of LiDAR point clouds for urban area based on multi-echo region ratio and recognition topology model[J]. Chinese J 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.
- 5 H H Nourzad, A Pradhan. Binary and multi-class classification of fused LIDAR-imagery data using an ensemble method[C]. Construction Research Congress, 2012: 909-918.
- 6 L Breiman. Bagging predictors[J]. Machine Learning, 1996, 24(2): 123-140.
- 7 S K Lodha, D M Fitzpatrick, D P Helmbold. Aerial lidar data classification using adaboost[C]. IEEE: Sixth International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling, 2007, 435-442.
- 8 Zhang Lei, Shao Bibo, Yang Pengling, et al.. Near-infrared detecting array for high-energy laser measurement[J]. Acta Optica Sinica, 2011, 31(s1): s100517.
张 磊, 邵碧波, 杨鹏翎, 等. 高能激光测量的近红外探测阵列[J]. 光学学报, 2011, 31(s1): s100517.
- 9 Meng Zhaohua, Hong Guanglie, Hu Yihua, et al.. Research on chirped amplitude modulation coherent lidar[J]. Acta Optica Sinica, 2010, 30(8): 2446-2451.
孟昭华, 洪光烈, 胡以华, 等. 啁啾调幅相干探测激光雷达关键技术研究[J]. 光学学报, 2010, 30(8): 2446-2451.
- 10 Zhou Mengwei, Liu Qinhuo, 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.
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.
- 11 C Mallet, F Bretar, U Soergel. Analysis of full waveform lidar data for classification of urban areas[J]. Photogrammetrie

- Femerkundung Geoinformation, 2008, 5: 337–349.
- 12 L Breiman. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45 (1): 5–32.
- 13 Liu Jingnan, Zhang Xiaohong. Classification of laser scanning altimetry data using laser intensity [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2005, 30 (3): 189–193.
- 刘经南, 张小红. 利用激光强度信息分类激光扫描测高数据[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2005, 30(3): 189–193.
- 14 Meng Fang. The Study of Interactive Rendering for Large Scale Three Dimensional Point Cloud Data [D]. Beijing: Beijing University, 2005.
- 孟放. 大型三维点云数据的交互绘制研究[D]. 北京: 北京大学, 2005.
- 15 B Hoffe, W Mūdce, M Dutter, *et al.*. Detection of building regions using airborne LiDAR-A new combination of raster and point cloud based GIS methods[C]. Salzburg: GI_Forum 2009 International Conference on Applied Geoinformatics, 2009. 66–75.
- 16 W Wagner, J Hyypä, A Ullrich, *et al.*. Radiometric calibration of full waveform small footprint airborne laser scanners[J]. The International Archive of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2008, 37(B1): 163–168.
- 17 J Kittler. Feature set search algorithms[J]. Pattern Recognition and Signal Processing. C H Chen, Sijthoff and Noordhoff, The Netherlands, 1978.
- 18 V Vapnik. The Nature of Statistical Learning Theory[M]. New York: Springer-Verlag, 1995.
- 19 C J C Burges. A tutorial on support vector machines for pattern recognition[J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 1998, 2 (2): 121–167.
- 20 S R Garner. Weka: the Waikato environment for knowledge analysis[C]. New Zealand: Proceedings of the New Zealand Computer Science Research Students Conference, 1995. 57–64.
- 21 T Lillesand, R W Kiefer, J W Chipman. Remote Sensing and Image Interpretation[M]. (5th ed.). New York: John Wiley & Sons, 2004.

栏目编辑:何卓铭