

引用格式:李鹏鹏,李永强,蔡来良,等.车载LiDAR点云中道路绿化带提取与动态分析[J].地球信息科学学报,2020,22(2):268-278. [Li P P,Li Y Q, Cai L L, et al. Road green belt extraction and dynamic analysis based on vehicle LiDAR points cloud[J]. Journal of Geo-information Science, 2020,22(2):268-278.] DOI:10.12082/dqxxkx.2020.190196

车载LiDAR点云中道路绿化带提取与动态分析

李鹏鹏,李永强*,蔡来良,董亚涵,范辉龙

河南理工大学测绘与国土信息工程学院,焦作 454003

Road Green Belt Extraction and Dynamic Analysis based on Vehicle LiDAR Points Cloud

LI Pengpeng, LI Yongqiang*, CAI Lailiang, DONG Yahan, FAN Huilong

School of Surveying and Land Information Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China

Abstract: Road green belt is an important part of urban green-land system, which not only can beautify the urban environment, but also has the function of organizing and maintaining urban traffic as well as other eco-environmental services. Fine classification and extraction of road green belt information and the dynamic analysis of green belts are of great significance to road management. Based on the vehicle LiDAR technology, this study proposed a algorithm for automatic extraction and fine classification of road green belts. To verify the effectiveness of the algorithm, a road section of Fengtai District, Beijing was selected as the experimental area. The data collection time of the first and second phase tests were June 2015 and September 2015, respectively. The vehicle LiDAR points cloud data were taking as the original data. To improve the speed of the algorithm, data points within a certain range on both sides of the road were reserved according to the GNSS track line. After removing the distant points cloud data and compressing the data amount, the reserved points cloud was preprocessed by clipping and partitioning. Firstly, ground, low ground features, and high ground features were classified for each section of the road points cloud data, and then low ground features and ground points were combined. Secondly, the green belts in each segment of the points cloud data were extracted according to the points cloud features and spatial characteristics of the green belt, and the extracted green belts were identified twice to improve extraction accuracy. Based on the extracted green belts, the classification scope was determined. Based on the different characteristics of the points clouds of various ground features, the high and low ground features in green belts were classified in detail. Finally, the data of multiple green belts in the same area were compared, so as to determine whether the green belt area and the types and quantities of various ground features in the green belts have changed, which provided data support to the garden and city management departments. To verify the accuracy of the proposed algorithm, the green belts were extracted by means of manual interaction, and all kinds of ground objects in the green belts were manually classified. Using these as reference, the artificial statistical information was compared with the automatically extracted green belts and the information of each classified ground features. The total green belt areas extracted by manual and automatic extraction in the experimental area were 13 027 and 12 749 m², respectively, with a difference of 278 m² between the two groups of data and a relative error of 0.02. In the scene of the experimental area, the detectivity of pole-like objects, trees, and shrubs

收稿日期:2019-04-28;修回日期:2019-09-16.

基金项目:国家自然科学基金项目(41771491,41701597);中国博士后科学基金(2018M642746)。[**Foundation items:** National Natural Science Foundation of China, No.41771491, 41701597; China Postdoctoral Science Foundation, No.2018M642746.]

作者简介:李鹏鹏(1995—),男,河南修武人,硕士,研究方向为3S集成与应用。E-mail: 576051721@qq.com

通信作者:李永强(1976—),男,河南许昌人,博士,副教授,研究方向为3S技术集成与应用。E-mail: liyongqiang@hpu.edu.cn

by the automatic classification algorithm were 83.52%, 81.81%, and 73.91%, respectively. By comparing the two phases of green belt data, it was found that the area was reduced by 129.5 m², and three new shrubs were added. Our experimental findings suggest the high accuracy of the proposed algorithm.

Key word: Vehicle LiDAR; points cloud; green belt information extraction; objects classification; dynamic analysis

***Corresponding author:** LI Yongqiang, E-mail: liyongqiang@hpu.edu.cn

摘要:道路绿化带是城市园林绿地系统重要组成部分,具有重要的生态和环境服务功能,道路绿化带信息的精细分类与提取以及绿化带的动态分析对于道路信息化管理具有重要意义。本文提出基于车载LiDAR技术的道路绿化带自动提取与绿植地物精细分类算法。为验证算法有效性,选取北京市丰台区某路段作为实验区域,一期试验数据采集时间为2015年6月,二期试验数据采集时间为2015年9月。将车载LiDAR点云数据作为原始数据,对原始数据进行剪裁分块等预处理,提高算法运行速度。首先对每段道路点云数据进行地面、低矮地物与高地物分类,并将低矮地物与地面点进行组合;然后通过绿化带的点云特性与空间特征,精确提取出每段点云数据中的绿化带,根据所提取的绿化带确定分类范围,利用各类地物点云的特征差别,对绿化带内地物进行详细分类;最后对比同一区域内的多期绿化带数据,从而判断绿化带面积以及绿化带中的各种地物是否发生变化。为验证算法精度,采用人工交互的方式提取绿化带,并对绿化带内各类地物进行人工分类,以此作为参照将人工统计得到的信息与自动提取出的绿化带信息以及各个分类地物信息进行对比,试验区人工提取绿化带总面积为13 027 m²,自动提取绿化带总面积为12 749 m²,2组数据相差278 m²,相对误差为0.02。自动分类算法在试验区场景中杆状地物的探测率为80%,树木的探测率81.81%,灌木探测率为73.91%。对比2期绿化带数据,发现面积缩减量为129.5 m²,另外新增3株灌木。实验结果说明了本文所述算法的准确性。

关键词:车载LiDAR;激光点云;绿化带信息提取;地物分类;动态分析

1 引言

城市道路绿化带是城市园林绿地系统的重要组成部分,具有重要的生态和环境服务功能。绿化带不仅能够美化城市环境、净化空气、减弱噪音、减尘、改善小气候、防风、防火、保护路面,还具有组织城市交通、维护交通等作用^[1-4]。目前,国内外对绿化带的研究较少,对于绿化带的信息采集方法有:①使用全站仪或RTK进行测量,再将测量出的数据点导入CAD或其他测绘软件中进行成图。但绿化带大多位于城市道路中央或两侧,并且数量多覆盖面积大,传统测量方法不仅耗时、工作效率低,并且增大了测量人员的危险性。②通过提取遥感图像中的绿地,根据遥感图像中的光谱信息与植被指数对绿化带进行提取与研究,但由于城市中植被众多,且情况复杂,使用遥感图像对绿化带进行提取时,容易产生同谱异物现象以及较多噪声点,因此使用遥感图像对绿化带进行提取、分类以及准确判别难度较大^[5-8]。③采用机载LiDAR对城市绿地进行扫描,依靠机载LiDAR点云数据以及相关软件与算法对绿化带进行提取,机载LiDAR虽然能够较为精确地对绿化带进行提取,但由于扫描距离与角度的限制,无法对提取出的绿化带内部地物进行细分^[9-13]。

车载LiDAR系统,又称MLS(Mobile LiDAR

System)是指将激光扫描仪系统、CCD相机系统、POS系统、控制系统等高度集成在一起并固定在车辆上,在车辆行驶过程中快速获取点云数据。它提供了一种简单、低成本、高效率地获取道路绿化带点云的有效方法^[14-15]。对于获取的道路点云,当前学者大多将绿化带作为提取道路边沿的辅助研究,或将绿化带与城市绿地分为一类,如KumarP等^[16]采用道路与路中央绿化带点云数据生成高程、反射强度及脉冲宽度属性栅格图像,为道路边缘检测提供基础。李海亭等^[17]采用机器学习的方法,根据局部提取特征与空间分布关系将城市绿地从点云数据中精确分离。刘峰^[18]使用支持向量机(SVM)的LiDAR数据分类方法,有效将城区道路植被与非植被进行分类。王昱^[19]提出一种“空心率”的点云分类方法,对城区绿地进行了提取,并通过绿量与三维景观多样性的计算,对街道美景度进行了评估。赵刚^[20]提出基于Gradient Boosting的自动分类方法,有效将地面、树、汽车、绿化带等地物进行了精确分类。喻亮^[21]通过点云特征相似度分析与带权值系数的权值分割比较,并结合道路地物特征将道路地物进行分类。

本文以绿化带作为主要研究对象,根据绿化带以及内部地物点云数据的高程分布与回波强度,各类地物特有的空间特性,将绿化带从道路点云中精

确提取出来并完成对内部地物的准确分类。之后对同一区域的多期数据进行动态分析,判断绿化带面积以及绿化带中的各种地物是否发生变化,为园林和城市管理部门提供数据支持。

2 研究方法

2.1 技术流程

首先对道路点云原始数据进行裁剪与分块等预处理以提高算法运行速度并排除道路外噪点影响。对每块点云数据进行地面点以及低矮地物提取,由于部分绿化带由草坪构成,极易被分类为地面点,为提取完整绿化带,将低矮地物以地面点合为一类共同处理,依靠绿化带点云在空间以及回波强度的特点,通过2次判断,从道路点云中精确提取出绿化带点云。根据提取的绿化带点云确定分类范围,对范围内的高地物与低矮地物进行详细分类。高地物通过不同地物上下投影在跨度、投影面积上的差别,将地物划分为树木和杆状地物类。低矮地物依靠格网收缩法,将地物分为灌木与绿化隔离植物,将各个地物对象化,以方便对地物的信息提取及动态分析。具体工作流程如图1所示。

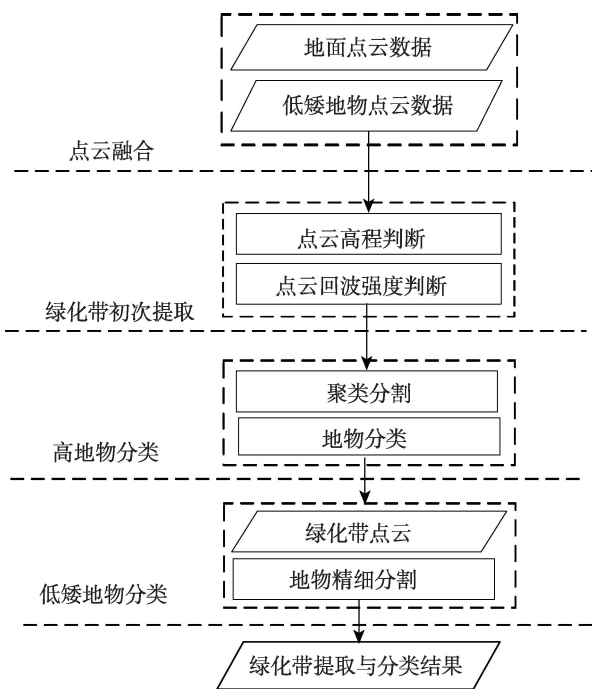


图1 绿化带提取与地物分类流程

Fig. 1 Flowchart of green belt extraction and objects classification

2.2 地面点与低矮地物提取

地面滤波算法中,基于TIN的渐进加密的地面

点滤波算法^[22]及其改进算法^[23]较为成熟,地面点提取完整性好,但进行高密度车载LiDAR点云滤波时,计算过程复杂耗时。由于城市道路大多较为平坦,因此采用耗时较少的数学形态学滤波方法^[24],目前常见的地面点云提取算法多针对于地面点云数据较为完整的机载LiDAR点云,如基于数学形态学的地面点提取方法、基于不规则三角网的地面点提取方法与基于坡度变化的地面点提取方法等,然而,由于扫承载平台的不同,针对机载LiDAR点云的地面提取算法并不完全适用于车载LiDAR点云数据。由于城市道路环境复杂,车载LiDAR在进行数据获取时难以获取完整的地面点云,并且点云数据中容易产生空洞,导致形态学滤出地面点时出现错分与漏分,因此本文对原始的数学形态学地面点提取算法进行了改进,使其适用于车载LiDAR点云数据。首先构建较小的规则格网对点云数据进行原始数学形态学滤波过程,提取疑似地面点,再通过构建较大的规则格网,对疑似地面点进行反向滤波,还原由于空洞造成的错分点,如图2所示。

完成地面点滤波后,建立的规则DEM,将非地面点云进行格网化,探测每个格网中点云最高值与DEM的差值,若其差值大于设置阈值 δh ,则该网格内所有点归类为高地物,否则为低矮地物,分类效果如图3所示。将低矮地物与地面点进行组合,作为绿化带提取的基础数据。

2.3 绿化带初次提取

车载点云数据记录了每个点云的高程信息和回波强度信息,高程信息反映了不同地物之间的高程差,回波强度则反映了不同地物之间材质和光滑程度的差别。由于绿化带中草坪为地面点,为有效将草坪进行提取,将低矮地物与地面点进行组合作为提取绿化带的基础数据,基础数据中,仅包含地面点、绿化带、车辆、行人、低矮灌木、广告牌等地物。由于绿化带要起到分离道路,疏通交通的作用,因此,绿化带高程值应高于周围地面点,并且绿化带多由植物组成,仅包含少量装饰物,回波强度较为集中。根据绿化带高程与回波强度对其进行提取:

(1)建立宽为 d_{max} 的二维格网且格网宽度应大于绿化带宽度,对基础数据进行 z 轴投影,并将每个点分别存放在相应格网中, d_{max} 选取裁剪后点云数据宽度的1/2,以确保格网中包含地面点与绿化带点云。

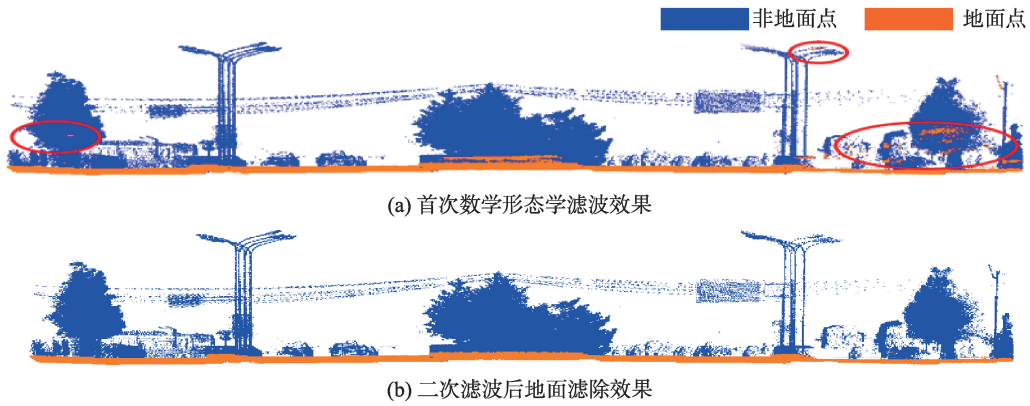


图2 改进的数学形态学滤波算法

Fig. 2 Improved mathematical morphological filtering algorithms

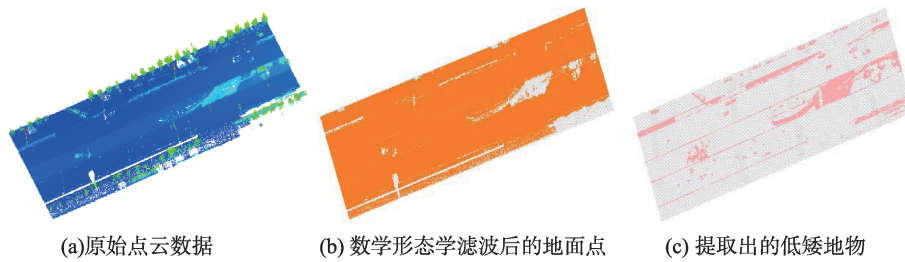


图3 地面点与低矮地物提取效果

Fig. 3 Ground points and low ground objects extraction results

(2)探测格网中地面点的最小高程值 h_{min} , 并设置阈值 h_0 , 若格网内点云高程值大于 $h_{min}+h_0$, 则将该点保留, 否则去除。此步骤目的是将草坪从地面点中分离出来, 根据绿化带中草坪的特性, h_0 设为 0.15 m。

(3)经高程判别后, 基础数据中仅包含绿化带与其他低矮地物, 不同介质回波强度不同, 对于同一测区, 在同一时间进行采集, 各种条件较为接近, 可近似认为回波强度只与介质有关, 确定介质与强度的对应关系(绿化带的强度范围), 遍历所有点云数据并建立回波强度直方图, 根据直方图设定回波强度提取范围, 保留回波强度在提取范围中的点

云, 保留点云即为疑似绿化带。图4(a)为基础数据经高程提取后保留点云; 图4(b)为对点云进行回波强度直方图统计, 虚线框为选取范围。

2.4 二次判别

由于道路中情况复杂多变, 考虑部分地物与绿化带具有相似的高程特性以及回波强度, 因此, 对于提取后的绿化带还需进行二次判别以提高判别精度, 步骤如下:

(1)对提取的绿化带点云进行欧式距离聚类, 并建立宽为 L 的二维格网, 将每个聚类块投影到二维

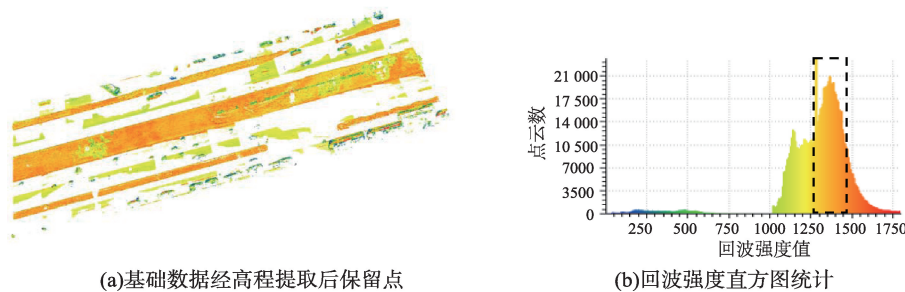


图4 高程提取与回波强度直方图

Fig. 4 Elevation extraction and echo strength histogram

格网中。根据车载LiDAR点云间距,将 L 值设为0.2 m。

(2)统计每个聚类块中二维格网的数量 N ,计算聚类块面积 $S=N \times L \times L$,并设置面积阈值 S_0 ,以 $S >$

S_0 为判断条件, S_0 设为 5 m^2 ,保留符合条件的聚类块,完成绿化带判别。点云聚类与绿化带提取效果如图5所示。

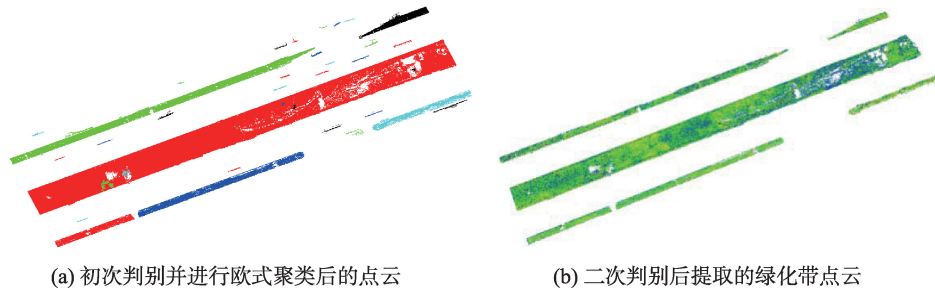


图5 点云聚类与绿化带提取效果

Fig. 5 Points cloud clustering and green belt extraction result

2.5 绿化带中高地物分类

绿化带内高地物主要包括树木、较高灌木、电线杆、路灯以及其他不规则绿化造型。树木、杆状地物(路灯、线杆等)点云因具有明显特征,均可进行提取与精细划分。对于无法分辨的地物如较高灌木,不规则绿化造型,则将其还原回绿化带中,与绿化带中的低矮地物一起进行分类。

对高地物进行聚类分割,并将每个小聚类单元设为独立数据处理单位以提高判别精度,依次进行如下处理步骤完成判别:

(1)面积计算。在距离地面 H_c 处(选取高度为1.3 m)截取平面,分别进行上下部分点云的水平投影和格网化(为避免部分低矮地物点的影响,向下的投影面积为从距离 h_0 到距离地面 H_c 处, $h_0 < H_c$),计算每个聚类单元上部分和下部分的投影面积,该面积为点云所占平面格网数目,分别存储为 S_{Upi} 和 S_{Downi} ($i=1,2,3,\dots,n$)。

(2)跨度计算。计算每个聚类单元的上部分和下部分投影跨度,即投影格网在 X 和 Y 方向的跨度。方法如下:对每部分,分别计算在 X 、 Y 方向格网编号的最小、最大值, X 方向的最大值和最小值的差为 X 方向投影跨度, Y 方向的最大值和最小值的差为 Y 方向投影跨度;若地物上部分投影面积和跨度计算得到的面积相差较大,则该部分为条状地物,并且其与 X 、 Y 方向成 45° 左右夹角;若 X 或 Y 跨度中有一个极小或差值较大,则判断该部分为条状地物,并将判断出的条状地物归类为杆状地物。

(3)对于剩下的每个聚类单元,依据步骤一中的面积计算结果,若上半部分投影面积小于阈值 SS (本文设 SS 为1),即 $SS < 1 \text{ m}^2$,则认为该聚类单元为

杆状地物;反之则为树木,以此完成对树木与杆状地物的判断。

(4)点云还原。分类高地物与低矮地物时,杆状地物正下方的低矮地物被错分至高地物,根据杆状地物的结构特征,在接近地面时,将汇聚为杆状点云,因此通过点云增长的方法,从已判断为杆状点云的上部向下增长,当点云向杆部增长时,点云水平投影面积将逐渐缩小,当接近地面再次增大时,则说明存在低矮地物,保留最小截面竖直向下的点作为杆状地物点云点,其它靠近地面的点作为低矮地物点,将其与不可分类地物一起还原回低矮地物。表1为3种典型地物的上下投影示意。

表1 3种典型地物的上下投影示意

Tab. 1 Top and bottom projections of three typical features

地物	地物点云	上部投影示意	下部投影示意
行道树			
电线杆			
路灯			

2.6 绿化带中低矮地物分类

将2.3节中提取的绿化带地物与2.4节中还原的低矮地物并为一类进行绿化带中低矮地物的分类。此时,低矮地物中应包括草坪、低矮灌木、较高

灌木、规则形状绿化隔离植物、不规则绿化隔离植物等,各类地物点云如图6所示。

由于绿化带中的地物较为复杂,难以直接采用点云特征对各种地物进行分类,因此,本文采用格网收缩的方法,先将绿化带进行分层再进行判别。格网收缩法步骤如下:

(1)对绿化带进行分块处理提高分类精度,将绿化带以及其中各类地物构建三维格网,格网宽度设为0.2 m。计算最底层与相邻层格网数量差 Num ,并设置阈值 N 与最小搜索格网数 Num_{min} ,若绿化带出现分层,则格网数应立即大量减小,这是将底层与相邻层划分为不同类别,反之,将相邻层与最底层归为一类,并将相邻层作为最底层,继续向上搜索,当出现分层即 $Num < N$ 或上层格网数小于 Num_{min} 时停止搜索,将 N 设为9, Num_{min} 设为3。

(2)对最底层一类地物进行高度判断,若该类别中的点云高度与2.3节中建立的DEM高程值相差较小,则将该类别划分为草坪,反之则划分为绿化隔离植物。

(3)对上层未分类的地物进行聚类分割,并对聚类后的地物块进行二维投影,依据2.4节中面积与跨度的判别方法,并设置投影面积阈值 S ,若聚类块 X 与 Y 的跨度差值较小、投影面积与跨度计算面积差值较小且投影面积小于阈值 S ,则判断该聚类

块为低矮灌木或较高灌木并归为灌木类。由于部分灌木相连严重,在此过程中无法准确判别。

(4)将每个未分类的聚类块作为独立的单位进行处理,分别依照步骤(1)的方法继续搜索,若出现步骤(3)中的灌木特征,则统计符合特征的聚类块个数 n ,若投影面积 $< n \times S$,则将该聚类块归为灌木类,以此划分相连严重的灌木。

(5)将其他未分类地物一并归入至绿化带隔离植物。图7为绿化带中低矮地物分类效果。

3 试验分析与精度检验

3.1 试验区概况

为检验本文所述方法的有效性,选择北京市丰台区某路段作为实验区域,一期试验数据采集时间为2015年6月,二期试验数据采集时间为2015年9月。实验选用SSW车载LiDAR系统,设置脉冲频率500 kHz,采用往返扫描的方式获取道路中间和两侧点云数据,获取的点云数据包括 X 、 Y 、 Z 空间位置信息,强度信息以及RGB信息。试验区道路宽约40 m,长1.5 km,绿化带最大宽度约为5 m。试验区内绿化带植物覆盖完整且覆盖面积广,绿化带内地物高度及种类变化大且周边地物复杂,图8为试验区原始点云数据。

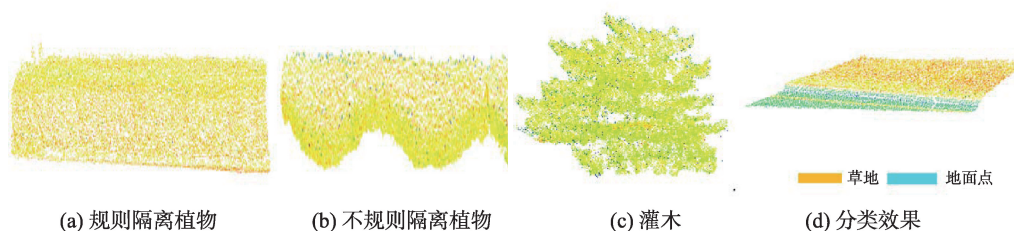


图6 典型低矮地物点云

Fig. 6 Typical low ground objects' points clouds

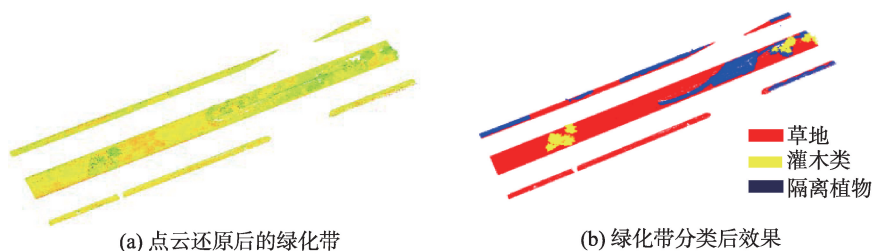


图7 绿化带中低矮地物分类效果

Fig. 7 Classification of low ground objects in the green belt

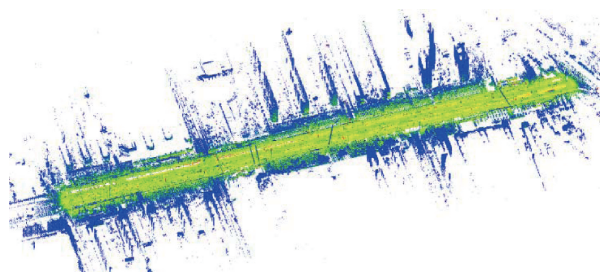


图8 实验区原始点云数据

Fig. 8 Raw points cloud data of the experiment area

3.2 提取范围分析

依据测量 GNSS 轨迹线,保留道路两侧一定范围内的数据点,将距离较远的数据点去除,压缩数据量,对保留后的点云进行分块处理,分块后每段点云数据距离约 160 m,相邻分段重叠区域为 10 m,依据上文方法进行绿化带提取,效果如图 9 所示。

为检验绿化带提取精度,采用人工交互方式,依照测区实景,在 LiDAR 原始数据中选取试验区绿化带边界,对于选取的边界点采用格林公式(式(1))计算每块数据段中的绿化带面积,并以此作为参考值,对自动提取并通过统计格网后计算的绿化带面积进行精度检核,人工提取虽然并非绝对真值,但由于车载 LiDAR 获取点云数据相对精度较高(相对误差 2 cm),点云密集,并且人工干预可信程度高,可以作为参考的基准。

$$S = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m [x_i(y_{i+1} - y_i) - y_i(x_{i+1} - x_i)] \quad (1)$$

式中: S 为绿化带面积; m 为单块绿化带选取的边界点数量; x_i 为 i 点的 x 坐标, y_i 为 i 点的 y 坐标。

对 10 块点云数据进行绿化带面积自动提取(S_1)并整合统计,将 S_1 与人工提取并通过格林公式计算出的绿化带面积 S_2 置于同一表格中(表 2),以 S_2 为参考值,分别计算各块点云数据绿化带面积(S_1)的差值与相对误差,并计算两组数据的均方根误差,结果表明:试验区绿化带参考值(S_2)总面积为 13 027 m²,自动提取绿化带总面积为 12 749 m²,2 组数据相差 278 m²,相对误差为 0.02。10 块地块中($RMSE = 42.84$ m²),绿化带提取的最大相对误差为 5%,最小为 0%,除地块 6 自动计算出的绿化带面积大于参考值外,其余 9 块均小于参考值,分析原因:① 由于车载 LiDAR 点云数据的不完整性,道路中部及两侧绿化带点云缺失,导致自动提取是绿化带面积偏小;② 由于绿化带养护不到位,绿化带中有部分土地裸露导致绿化带自动提取面积偏小。地块 6 中,由于绿化带周边部分地物高程及反射强度与绿化带相近,聚类时周边地物与绿化带被分为一类,导致绿化带计算面积偏大,其次,绿化带中低矮灌木冠幅较大,进行二维投影时树冠投影超出绿化带边界,也是绿化带面积偏大的原因。

3.3 分类结果分析

根据提取后的绿化带范围确定需分类的点云,并依据上文所述方法对点云进行分类,实验区整体及局部分类效果如图 10 所示。

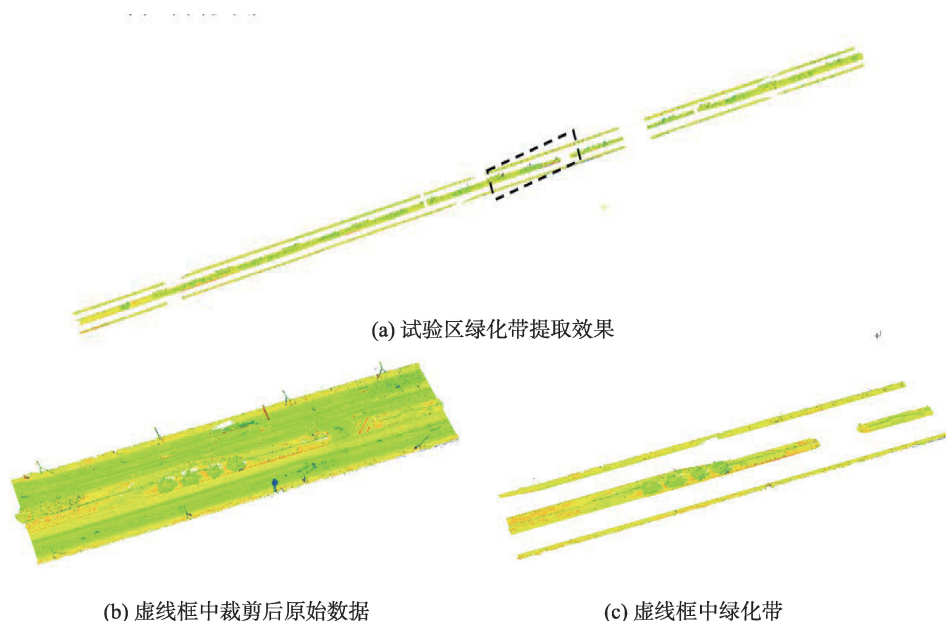


图9 绿化带整体及局部提取效果

Fig. 9 Overall and partial extraction results of green belts

表2 2种方法计算绿化带面积结果对比

Tab.2 Comparing the results of calculating greenbelt area by the two methods

地块编号	S_1/m^2	S_2/m^2	S_1-S_2	相对误差
1	811	829	-18	-0.02
2	1792	1883	-91	-0.05
3	1350	1392	-42	-0.03
4	1401	1408	-7	-0.00
5	1378	1418	-40	-0.03
6	1335	1298	37	0.03
7	1422	1437	-15	-0.01
8	1208	1221	-13	-0.01
9	1526	1588	-62	-0.04
10	526	553	-27	-0.05
总和	12 749	13 027	-278	-0.02

对试验区中各类地物进行精度检验,自动分类地物并分别统计试验区中杆状地物类、树木以及灌木数量,再通过人工判读,对试验区各类地物进行分类判断与统计,结果如表3所示,自动分类算法在试验区场景中杆状地物的探测率为83.52%,树木的探测率81.81%,灌木探测率为73.91%。道路场景中,道路两侧绿化带中隔离植物较低且种类单一,两侧杆状地物特征明显,分类精度较高,中央绿化带中,杆状地物如交通信号灯、广告牌等高度较低或与灌木以及树木相连密切无法单独提取。部分树木、灌木与绿化隔离植物相连紧密,被错分入绿化隔离植物。部分树木由于树冠下垂较大,被错分为灌木。

表3 各类地物数量比对

Tab.3 Comparison of the numbers of various feature types

	杆状地物	树木	灌木
人工判读/个	85	66	46
算法提取/个	71	54	44
正确提取数/个	71	54	34
差值/个	14	12	10
提取正确率/%	100	100	77.27
提取率/%	83.52	81.81	73.91

3.4 绿化带信息提取和动态分析

对绿化带整体及内部地物进行动态分析,以试验区中部分数据段为例,首先对前期数据构建最小包围盒并进行位置监测,结果如图11(a)所示,保存包围盒顶点坐标,搜索该坐标下,后期数据中是否存在绿化带,搜索结果如图11(b)所示,发现后期绿化带数据块明显减少,并且该处地物变化明显,对后期绿化带点云进行逐个判断,发现该绿化带点依然全部位于前期数据范围内,因此不存在新增绿化带,对该处绿化带进行位置与面积计算,结果如表4所示。

经统计,该处绿化带面积出现减小,面积缩减量为129.5 m²,经实地调查,该处由于路口拓宽,因此对路口处绿化带进行了改建,将2期数据绿化带中的独立地物进行分割,并依据上文方法查找两期数据中的相同地物,如图中黑框所示,相同位置上除草地外还有4株灌木,对相同位置的草地与灌木进行信息提取与对比,结果如表5所示。

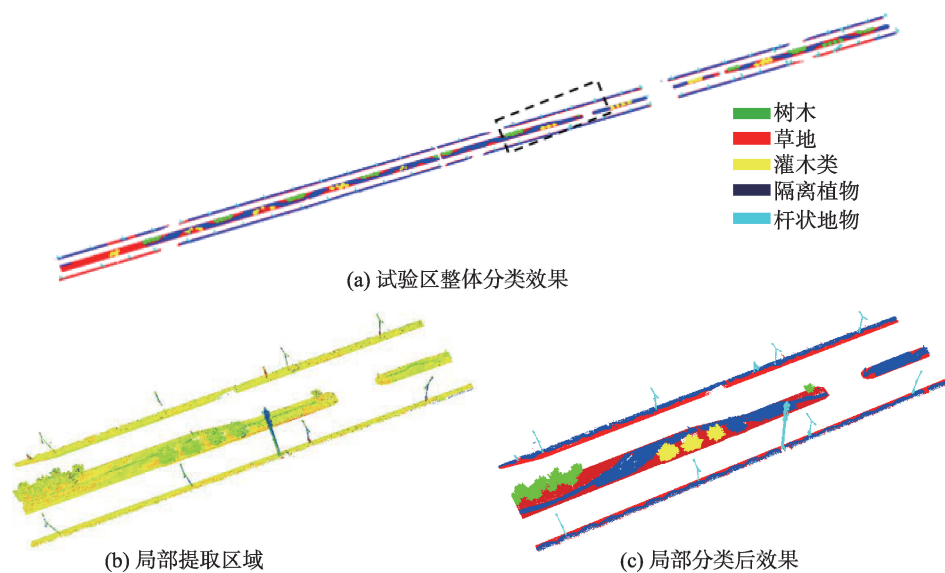


图10 绿化带整体及局部分类效果

Fig. 10 Overall and partial classification results of green belts

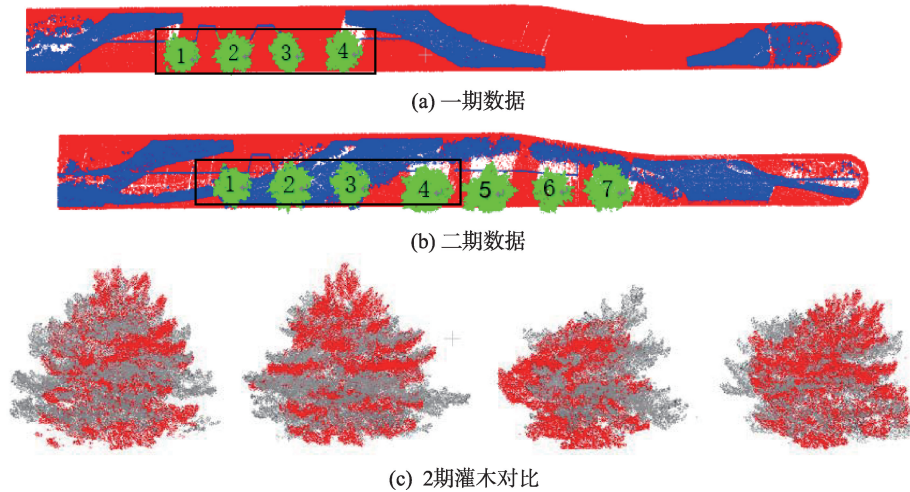


图 11 绿化带局部地物变化示意

Fig.11 Map of local landform change in the green belts

表 4 绿化带整体信息对比

Tab. 4 Comparison of overall information of the green belts

绿化带	A(X1, Y1)	B(X2, Y2)	C(X3, Y4)	D(X4, Y4)	面积/m ²
一期数据	(1.6, -98.8)	(1.6, -107.9)	(1130.7, -106.7)	(130.8, -98.8)	879.3
二期数据	(1.6, -98.9)	(1.6, -107.5)	(110.9, -106.8)	(110.6, -98.6)	749.8

表 5 绿化带各地物信息对比

Tab. 5 Comparison of physical information in the green belts

	面积/m ²		体积/m ³		冠幅/m	
	一期	二期	一期	二期	一期	二期
草地	762.3	509.2	—	—	—	—
灌木 1	—	—	41.20	32.00	3.30	3.14
灌木 2	—	—	45.50	39.70	3.54	3.68
灌木 3	—	—	31.80	26.70	3.52	3.53
灌木 4	—	—	40.65	47.70	3.82	4.26

发现绿化带中草地面积有所减少,应是由于绿化带改建所致,绿化带中原有的4株灌木在新的绿化带中依旧存在,由于绿化带改建时1、2、3号灌木进行修剪,导致体积减小,冠幅均没有明显变化,未出现过度生长情况。第二期数据中,包含新增灌木3株,参数如表6所示,将与其余4株灌木一起计入数据库,作为以后进行对比的基础数据。

表 6 绿化带新增地物信息

Tab 6 Additional landmark information in the green belts

	位置(X, Y)	体积/m ³	冠幅/m
灌木 5	(123.11, 69.61)	42.6	4.12
灌木 6	(131.46, 69.51)	29.9	3.44
灌木 7	(140.02, 69.45)	39.7	4.18

4 结论与讨论

本文将道路绿化带作为研究对象,提出一种基于车载LiDAR技术的道路绿化带自动提取及分类算法,为验证算法有效性,选择北京市丰台区某路段作为实验区域,一期试验数据采集时间为2015年6月,二期试验数据采集时间为2015年9月。采用人工交互的方法提取绿化带信息,以此作为参照来验证算法精度,通过对比同一区域的多期绿化带数据进行动态分析。研究结果显示:

(1)对道路点云原始数据进行裁剪与分块等预处理以提高算法运行速度并排除道路外噪点影响,由于部分绿化带由草坪构成,极易被分类为地面

点,为保留完整的绿化带,将低矮地物与地面点合为一类共同处理。采用改进后的数学形态学滤波算法提取出地面点,建立规则的DEM将非地面点格网化,探测每个格网中点云最高值与DEM的差值,若其大于设置阈值,则该网格内所有点归类为高地物,否则为低矮地物。将低矮地物与地面点进行组合,作为绿化带提取的基础数据。

(2)车载点云数据记录了每个点云的高程信息和强度信息,绿化带高程高于周围地面点,且多由植物组成,回波强度集中。根据绿化带高程与回波强度进行初次提取,由于道路情况复杂,部分地物与绿化带具有相似的高程特性及回波强度,对提取出的点云进行欧式距离聚类,设置聚类块的面积阈值来完成二次判别。

(3)绿化带中高地物主要有树木、较高灌木、路灯等地物,低矮地物主要有草坪、低矮灌木等。对高地物进行聚类分割,并将每个小聚类单元设为独立数据处理单位以提高判别精度,通过面积、跨度、投影面积等特性对高地物精细分类。绿化带中低矮地物较为复杂,采用格网收缩的方法,现将绿化带进行分层再进行判别。

(4)对试验区点云数据进行绿化带面积自动提取并整合统计,与人工交互提取出绿化带面积进行对比。结果表明:2组数据相差 278 m^2 ,相对误差为0.02。使用本文算法提取杆状地物、树木、灌木的提取率分别为83.52%、81.81%、73.91%,以人工提取结果作为参照,杆状地物、树木、灌木分别漏提14、12、10个,提取正确率分别为100%、100%、77.27%。以试验区中部分数据为例,对比同一区域内的2期数据,发现绿化带面积减少 129.5 m^2 ,增加了3株灌木。

车载LiDAR系统提供了便捷、快速的方式获取道路中绿化带的表面三维信息,本文方法简单实用,对于城市道路绿化带的提取与内部地物分类精度较高,可为对绿化带进行深层次研究以及三维建模提供基础。但本文算法需对测区进行了解后设置阈值,交互性强并未实现全自动化提取,对于邻近绿化带的相似地物不能完整剔除,对于绿化带内复杂相连地物不能准确分类,对发生变化的绿化带需要进行实地勘测来确定原因。因此,对于绿化带的全自动提取、临近相似地物的剔除以及绿化带内复杂相连地物的分类、动态分析算法的完善还有待研究。

参考文献(References):

[1] 陈雷,张丽微,杨善云,等.夏冬两季城郊公路绿化带的降

噪效果差异分析[J].环境工程学报,2017,11(9):5320-5325. [Chen L, Zhang L W, Yang S Y, et al. Variation analysis of noise-reduction effect by green belts of suburban road in summer and winter[J]. Chinese Journal of Environmental Engineering, 2017,11(9):5320-5325.]

[2] 张志永,李全明,南海龙,等.北京平原地区公路典型绿化带降噪功能初探[J].林业科学研究,2017,30(2):329-334. [Zhang Z Y, Li Q M, Nan H L, et al. Study on noise attenuation of green belts in plain area[J]. Forest Research, 2017,30(2):329-334.]

[3] 刘潇忆,牛雅琼,文星星,等.不同绿化带对城市道路噪声削减的影响[J].城市环境与城市生态,2016,29(6):18-21. [Liu X Y, Niu Y Q, Wen X X, et al. Investigation of traffic noise reduction on urban road by different green belts[J]. Urban Environment & Urban Ecology, 2016,29(6):18-21.]

[4] 范丽雅,刘树华,刘辉志,等.绿化带对城市大气环境及空气质量的影响[J].气候与环境研究,2006,11(1):85-93. [Fan L Y, Liu S H, Liu H Z, et al. The impact of greenbelt on urban atmospheric environment and airquality[J]. Climatic and Environment Research, 2006,11(1):85-93.]

[5] 王斐,刘艳红,冯代丽,等.城市绿地信息提取的研究进展[J].中国农学通报,2017,33(10):67-71. [Wang F, Liu Y H, Feng D L, et al. Research progress of information extraction of urban green space[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2017,33(10):67-71.]

[6] 张邦俊,胡芬,黄有兴,等.绿化带对交通噪声的衰减及对主观反应的影响[J].环境污染与防治,1994,16(1):31-33. [Zhang B j, Hu F, Huang Y X, et al. Study on the index system and assessment method of industrial eco-engineering in Emei Semiconductor Material Factory[J]. Environment Pollution & Control, 1994,16(1),31-33.]

[7] 鲍新雪,王晓红,吴丛,等.基于ETM+影像的绿地信息提取方法研究[J].测绘工程,2016,25(10):26-30. [Bao X X, Wang X H, Wu C, et al. Research on information extraction method of green space based on ETM+ remote sensing image[J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2016,25(10):26-30.]

[8] 杨柳,陈延辉,岳德鹏,等.无人机遥感影像的城市绿地信息提取[J].测绘科学,2017,42(2):59-64. [Yang L, Chen Y H, Yue D P, et al. Information extraction of urban green space based on UAV remote sensing image[J]. Science of Surveying and Mapping, 2017,42(2):59-64.]

[9] 尹艳豹,唐守正,郎璞梅,等.多回波机载LiDAR数据提取林地DEM的判别分析方法[J].林业科学,2011,47(12):106-113. [Yin Y B, Tang S Z, Lang P M, et al. Determination of DEM based on Multiple-echo data of airborne LiDAR in mountainous wooded area using discriminant analysis[J]. ScientiaSilvaeSinicae, 2011,47(12):106-113.]

- [10] Cui Y k, Zhao K G, Fan W J, et al. Retrieving crop fractional cover and LAI based on airborne Lidar data[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2011,6(6):1276-1288.
- [11] Wu H B, Li N, Liu C, et al. Airborne LIDAR data segmentation based on 3D mathematical morphology[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2011,15(6):1189-1201.
- [12] 余柏菡,刘红星,吴健平.一种应用机载LiDAR数据和高分辨率遥感影像提取城市绿地信息的方法[J].*中国图象图形学报*,2010,15(5):782-789. [Yu B L, Liu H X, Wu J P. A method for urban vegetation classification using airborne LiDAR data and high resolution remote sensing images[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2010,15(5): 782-789.]
- [13] 张小飞,王仰麟,李正国,等.三维城市景观生态研究[J].*生态学报*,2007,27(7):2972-2982. [Zhang X F, Wang Y L, Li Z G, et al. Preliminary theory of three-dimensional urban landscape ecology[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2007,27 (7):2972-2982.]
- [14] 卢秀山,李清泉,冯文灏,等.车载式城市信息采集与三维建模系统[J].*武汉大学学报·工学版*,2003,36(3):76-80. [Lu X S, Li Q Q, Feng W H, et al. Vehicle-borne urban information acquisition and 3D modeling system[J]. *Journal of Wuhan University of Hydraulic and Electric Engineering*, 2003,36(3):76-80.]
- [15] Qin R, Gruen A. 3D change detection at street level using mobile laser scanning point clouds and terrestrial images [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014,90:23-35.
- [16] Kumar P, McElhinney C P, Lewis P, et al. Automated road markings extraction from mobile laser scanning data[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2014,32:125-137.
- [17] 李海亭,肖建华,李艳红,等.机器学习在车载激光点云分类中的应用研究[J].*华中师范大学学报(自然科学版)*, 2015,49(3):460-464. [Li H T, Xiao J H, Li Y H, et al. Application of machine learning in the vehicle-borne laser point cloud[J]. *Journal of Central China Normal University (Natural Sciences)*, 2015,49(3):460-464.]
- [18] 刘峰,龚健雅.基于3D LiDAR数据的城区植被识别研究[J].*地理与地理信息科学*,2009,25(6):5-8. [Liu F, Gong J Y. Detection of urban vegetation with 3D liDAR[J]. *Geography and Geo-information Science*, 2019,25(6):5-8.]
- [19] 王昱.基于车载LiDAR数据和街景照片的街道美景度评价[D].南京:南京大学,2016. [Wang Y. A novel evaluation method based on mobile LiDAR data and street view [D]. Nanjing: Nanjing University,2016.]
- [20] 赵刚,杨必胜.基于 Gradient Boosting 的车载 LiDAR 点云分类[J].*地理信息世界*,2016,23(3):47-52. [Zhao G, Yang B S. Mobile LiDAR point cloud classification based on gradient boosting[J]. *Geomatics World*, 2016,23 (3):47-52.]
- [21] 喻亮.基于车载激光扫描数据的地物分类和快速建模技术研究[D].武汉:武汉大学,2011. [Yu L. Research on ground object classification and rapid modeling technology based on vehicle laser scanning data[D]. Wuhan: Wuhan University, 2011.]
- [22] Axelsson P. DEM generation from laser scanner data using a adaptive TIN models[J]. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2000,33:110-117.
- [23] 李卉,李德仁,黄先锋,等.一种渐进加密三角网LIDAR点云滤波的改进算法[J].*测绘科学*,2009,34(3):39-40. [Li H, Li D R, Huang X F, et al. Advanced adaptive TIN filter for LiDAR point clouds data[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2009,34(3):39-40.]
- [24] Chen Q P, Baldocchi D. Filtering air-borne laser scanning data with filtering air-borne laser scanning data with morphological methods[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2007,73(2):175-185.