

全波形激光雷达和航空影像联合的地物分类

周梦维^{1,2}, 柳钦火¹, 刘 强¹, 肖 青¹

(1. 北京师范大学中国科学院遥感应用研究所遥感科学国家重点实验室, 北京 100101;

2. 中国科学院研究生院, 北京 100049)

摘要:针对机载激光雷达与航空光学影像的互补特性,提出了一种基于多源遥感数据的高精度地物信息提取和分类方法。首先从激光雷达的全波形数据获得数字高程模型(DEM)、地物的正规化数字表面模型(nDSM)和激光雷达回波相对强度信息,从航空数码相机影像获得植被指数信息;然后利用决策树的方法进行地物识别。选取“黑河综合遥感联合试验”中的3种典型区域(城市、农田和水体)进行分类,结果表明:该方法能够有效地分离建筑物、高大植被、低矮植被、裸土地以及水泥地等基本地物。

关键词:全波形机载激光雷达;航空影像;决策树;地物分类

中图分类号: TN 958.98; V 19 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2010)06-0821-07

1 引 言

ALS(Airborne Laser Scanning, 机载激光雷达)技术作为一种新的技术手段被应用于高精度DEM(Digital Elevation Model, 数字高程模型)、nDSM(normalized Digital Surface Model, 归一化数字表面模型)自动提取,并进行地物自动识别。目前利用激光雷达进行地物分类的方法都是基于离散激光雷达的脚点高程数据进行的。Elberink^[1]等基于nDSM影像,采用非监督分类法,利用高程纹理的各向异性区分高出地面的地物(如树木、房屋等);Vu^[2]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、地面点及其它地物三大类,其中第三类是多种地物,如较矮的建筑物、高速公路以及树等的集合,再根据这些地物在水平方向具有不同的空间尺度对第三类进行进一步的分割;Axelsson^[3]基于MDL(Minimum Description Length)准则实现对激光数据的分类。激光雷达系统不仅可以通过高精度的测距功能获得每一个激光扫描点的三维空间位置,还可以得到对应激光脚点的反射强度。不同反射面介质对激光信号的反射特

性不同,可以联合激光强度和高度信息进行分类。刘经南^[4]等用实测数据对激光回波信号的强度信息进行统计标定,实现了联合激光强度信息和高度信息进行分类的算法,获得了较为满意的结果。

尽管LiDAR数据能够直接获得目标的空间三维点云,对于区分垂直方向特征明显的地物(例如房屋、高大植被)具有极大的优势,但是却难以区分物体表面的材质和结构差异。光学遥感影像提供了丰富的、水平连续的光谱信息,但获取的主要是地物表面的信息,有些地物(如建筑物和水泥地)的异物同谱和同物异谱现象突出,仅靠光学影像信息分类,困难较大。针对不同传感器的优点和局限性,将多源数据融合以弥补单个数据源的局限性是一个非常重要的研究方向^[3]。Huber^[5]采用传统的图像处理方法对航空影像进行处理,得到同类区和灰度变化的边缘;再结合LiDAR数据提取建筑物的位置和形状。Rottensteiner^[6]等结合LiDAR数据与高分辨率航空影像对建筑物进行提取,首先对LiDAR数据生成的DSM进行滤波得到DEM,然后通过阈值将物体分为高于地面和低于地面两类,并在多光谱影像上计算出每个像素的NDVI,最后将高于地面

收稿日期:2010-06-22;修订日期:2010-11-15

基金项目:中国科学院西部行动计划项目(KZCX2-XB2-09);国家自然科学基金重点项目(40730525);国家重点基础研究发展规划项目(2007CB714400)。

作者简介:周梦维(1982-),男,博士研究生,从事定量遥感研究。E-mail:mengweizhou@hotmail.com。

通讯作者:柳钦火(1968-),男,研究员,博士生导师,主要从事定量遥感研究。E-mail:qhliu@irsa.ac.cn。

点的地物分为植被和建筑物。

随着科学技术的发展,激光雷达将发射信号和回波信号均以很小的间隔采样得到全波形数据,比使用离散回波获得的地物信息更丰富,特别是对于植被,利用全波形激光雷达可以获得更加详细的垂直方向信息。融合独立获取的多光谱数据和激光扫描数据进行数据分割和分类在进行匹配时有一定难度,也难以确定其边界,所以本研究选取激光雷达自带的航空数码相机获取的光学影像进行分类研究。利用这两种数据获取地物高程、相对强度和植被指数信息,提出了一种基于决策树的地物分类标准和

流程,并利用“黑河综合遥感联合试验”获取的数据进行了实验和验证。

2 实验区和实验数据

2.1 实验区概况

实验区位于中国甘肃省河西走廊黑河流域中段区域内,属于亚洲内陆干旱地区,包括张掖市城区及其附近绿洲。鉴于图幅的限制,本文选取3块1 km×1 km的典型区域——城区、农田和水域进行示范分类,图1是这3块区域的航空数码正射影像图。



图1 实验区典型水域、城区和农田的真彩色正射影像

Fig. 1 True-Color Ortho-image of water area, city and cropland in experimental area

2.2 实验数据

数据采用2008年6月20日“黑河综合遥感联合试验”加强试验期间,同步获取的航空LiDAR数据和数码相机光学影像。

2.2.1 LiDAR数据

研究采用的激光雷达数据是由RIEGL公司生产的LiteMapper 5 600激光雷达测量系统获取的全波形数据。激光波束发散角为0.5 mrad,激光波长1 550 nm,脉冲宽度3.0 ns,回波垂直分辨率约为0.15 m。飞行平台为“运-12”飞机,相对航高约700 m。选取本次试验中激光雷达飞行的8号、9号和10号航线的数据进行处理,采用坐标系统为WGS84,投影方式为UTM,激光点的密度约为3 points/m²。

2.2.2 数码相机影像

研究采用的航空影像是由DCS22(Digital Camera System 22Mega)数码相机航空摄影测量系统(与激光雷达集成在同一航空飞行平台上)获取的高分辨率、真彩色数码影像。影像地面分辨率为0.2 m。

3 分类指标的提取

3.1 激光雷达提取DEM、nDSM和相对回波强度

机载激光雷达的全波形数据一般分为两个文件

进行存储,一个记录空间坐标信息,一个记录波形强度信息。本文使用的RIEGL公司的激光雷达传感器获取的波形数据分为.lwf文件和.lgc两个文件。.lwf文件记录波形数据,即每束激光各采样点上的能量强度信息。对单束激光来说,波形分为两个部分,前部记录发射脉冲的波形,后部记录接收能量的波形。发射波形有58个采样,而接收波形采样数不确定,但大部分也为58个。.lgc文件通过WFI与.lwf相联系,.lgc文件记录每一束激光波形数据的空间坐标参数,由这些参数值可以计算出目标点的大地坐标,公式如下:

$$E_i = E_0 + dE \times (WFOFFSET + i) \quad (1)$$

$$N_i = N_0 + dN \times (WFOFFSET + i) \quad (2)$$

$$H_i = H_0 + dH \times (WFOFFSET + i) \quad (3)$$

其中: E_0 、 N_0 、 H_0 分别为发射脉冲第一次采样的大地坐标,dE、dN、dH分别是波形采样单元的坐标微分,WFOFFSET为发射脉冲的第一次采样到接收脉冲第一次采样的偏移^[7]。

3.1.1 DEM、nDSM的生成

首先利用AIC(Akaike Information Criteria)准则,寻找波形的起始点和终止点,得到有效波形

(图 2 显示的波形即为有效波形)。在脉冲与建筑物顶、地面(水泥地面和裸土地)这些密实散射体作用时,因为发射波形具有高斯性,所以回波波形也是一个高斯波形。而当遇到植被(特别是稀疏植被)时,植被部分的波形是一个混合高斯模型,很难分解;但其下垫面土壤仍然是密实散射体,因此回波波形最后一次接收到的高斯波形确定是土壤波形,可以利用模拟与接收到土壤回波的下半个波形的残差作为代价函数进行优化,来对真实土壤波形进行重构,提取全波形激光雷达的各关键点和关键参数(图 2)^[8],并进一步确定每束激光的首次回波起始点(H_{start})、末次回波起始点(H_{end_start})的采样位置及其对应的强度信息。得到了首末次回波起始点对应的

采样位置后,根据公式(1)~(3)计算出首末次回波的大地坐标。

当目标是地面或可以穿透的植被(如稀疏植被区)时,激光末次回波点对应真实的地面;当目标是无法穿透的地物(如高大浓密的树木冠层和建筑物)时,激光末次回波点就不是真实的地面了,因此为了重建 DEM、nDSM,首先需要对末次回波点进行分类,去除数据中的非地面点,该过程通常被称为激光雷达数据的“滤波”,TIN(Triangulated Irregular Network)算法被证明是一种较为有效的算法。其总体思路是:开始以粗放的尺度寻找“地表点”,并根据这些“地表点”建立粗尺度的 TIN 网格表面。然后逐一判断其余的三维点与 TIN 表面的垂直距离和角度,当距离和角度小于一定的阈值时,就将该点纳入并重新生成新的 TIN 表面,否则就将该点删除。重复以上过程,直到所有判断完成,就得到了所有的地面点。接着计算末次回波是非地面点的脉冲所对应的地表点坐标,采用的方法是:对 TIN 滤波后得到的地面点进行插值,填补非地面点对应的地面点数据;接着用首次回波的高程减去地面点的高程得到 nDSM 的点云数据;最后用三角网构建 DEM 和 nDSM,并分别转化成分辨率为 1 m 的网格。图 3 是 3 类典型区域的高度(nDSM)图像。

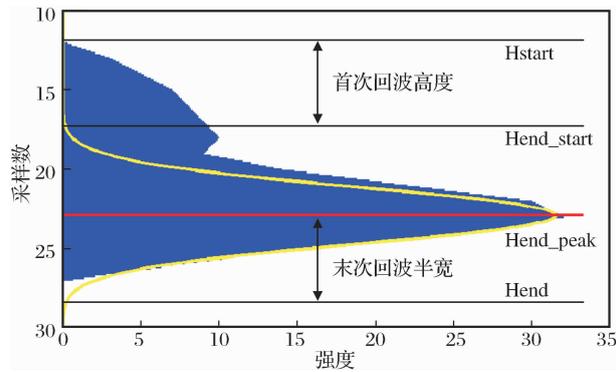


图 2 全波形关键点位置示意图

Fig. 2 Key points of LiDAR waveform



图 3 实验区典型水域、城区和农田的地物高度图像

Fig. 3 nDSM image of water area, city and cropland in experimental area

3.1.2 相对回波强度的获取

在离散回波激光雷达中,一般是 LiDAR 存储系统通过阈值法记录回波波形上的 1~5 个极大值点,并将其强度值拉伸到 0~255,数值越大强度越大。然而发射波形的能量并不稳定,严格来说激光雷达的强度值与地物的材质(扫描对象)、地物的 BRDF 特性(扫描角度)以及大气的影(扫描距离)有关,所以系统得到的离散回波的强度值是不准确的。

建筑物、水泥地、裸土地以及浓密植被只有一次回波(一个波形),回波强度和该地物的反射率有关,激光雷达的发射源一般处于近红到短波红外波段,建筑物、水泥地和裸土的反射率大于植被,所以高大植被的最大波形强度比前几种地物要小。对于稀疏植被而言,植被首先会反射一部分能量,透过植被到达下垫面土壤的能量变少,那么不论波形最大值出现在植被部分还是土壤部分,其值都会比裸土地小。水会

强烈吸收激光能量,回波对应的强度为0。由此可见:不同种类地物的激光回波强度有较大差别,所以可以尝试用修正后的回波强度最大值来区分某些地物。假设地物均为朗伯体,考虑到发射波形能量的影响,且为了简化数据,选取返回波形与发射波形的最大值的比值,作为LiDAR回波的相对强度 I_r :

$$I_r = \frac{I_{ret}^{max}}{I_{em}^{max}} \times \beta \quad (4)$$



图4 实验区典型水域、城区和农田的 I_r 图像

Fig. 4 I_r image of water area, city, and cropland in experimental area

3.2 航空影像提取植被指数(VI)

ALS自带的航空像机获取的影像可以用软件(如Terrascan)实现几何校正、正射处理等预处理。考虑到分类属于定性研究,而研究区的大气能见度高,大气的影响不会很大。本次实验使用的航空影像没能够进行辐射校正和大气校正。航空影像只有红、绿、蓝3个波段,没有近红外波段,根据植物在绿光波段有反射峰,红光波段有吸收谷,建立植被指数(Vegetation Index):

$$VI = \frac{DN_{green} - DN_{red}}{DN_{green} + DN_{red}} \quad (5)$$

其中: DN_{green} 和 DN_{red} 分别为绿光和红光波段的DN值。因为绿光波段的反射峰没有近红明显,所以这样构建的植被指数没有NDVI好。

为了保持与nDSM图像和 I_r 图像分辨率的统一,将VI图像重采样为 $1\text{ m} \times 1\text{ m}$ 。图5是3类典型区域的VI图像。

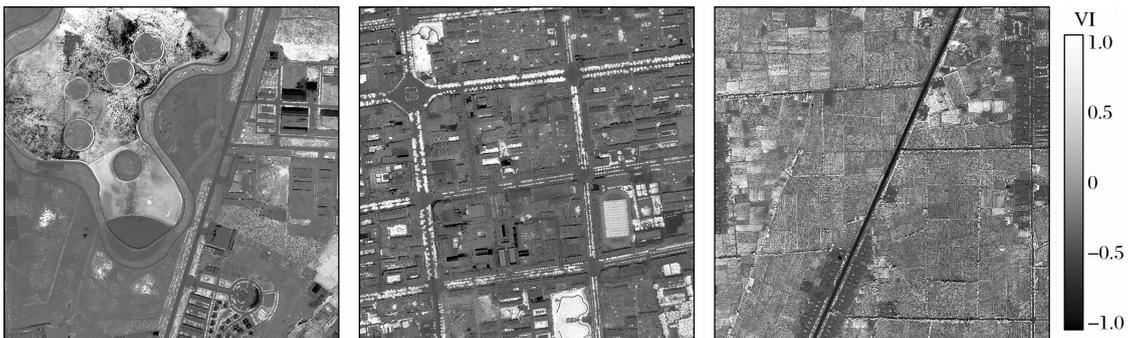


图5 实验区典型水域、城区和农田的VI图像

Fig. 5 VI image of water area, city, and cropland in experimental area

4 LiDAR和航空影像协同分类

4.1 基于决策树的LiDAR和航空影像协同分类

决策树作为数据挖掘的一种方法,具有灵活、直观、运算效率高等特点。其基本思想是通过一些判

断条件对原始数据集逐步进行细化。这种方法可以方便地利用多源信息,所以在遥感影像分类和专题信息提取中已有广泛的应用。本研究的分类流程如图6所示。

(1) 通过 I_r 特征分离水体。利用水体的回波

强度为 0 的特征,首先识别水体;然后通过 ALS 获取的 nDSM(高度阈值设置为 3.0 m),将余下的地

物初步分类为地面点(包括水泥地、裸土地以及低矮植被)和非地面点(包括建筑物和高大树木)。

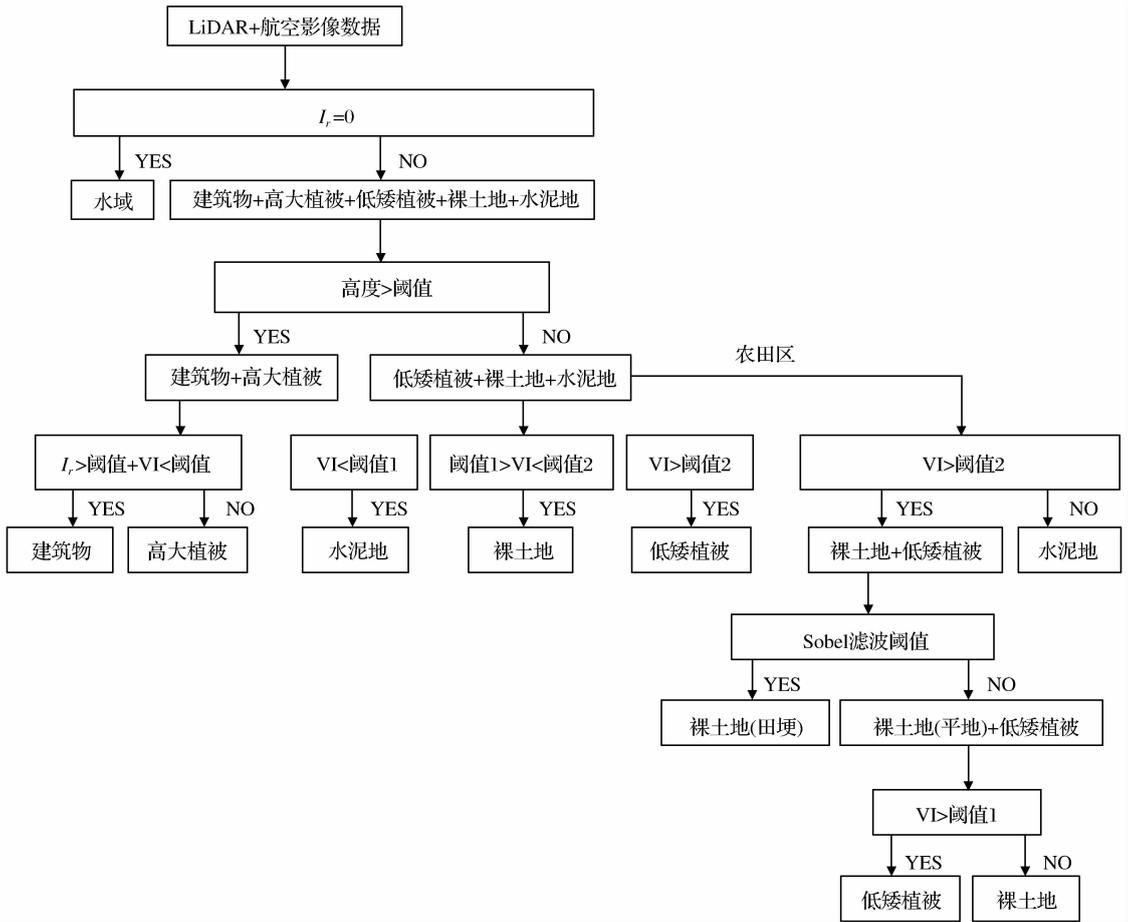


图 6 分类决策流程图 Fig. 6 Flow chart of classification

(2) 提取建筑物和高大植被信息。建筑物比较高,在高精度的航空影像上会产生阴影,另外由于房顶材料的差异,会产生同物异谱的现象,并且还易与水泥地相混淆。而机载激光雷达发射的脉冲不易受阴影和太阳角度的影响,扫描数据精度较高,密度也大,特别适合于提取建筑物。激光雷达的发射光源属于短波红外,所以建筑物反射的 I_r 要明显大于植被,运用这个特征能非常容易地区分建筑物和高大植被的边界(通过分析建筑物和高大植被 I_r 的直方图分布,将 I_r 阈值设置为 0.3)。某些蓝色的屋顶会吸收发射脉冲的能量, I_r 也会很弱,仅用强度信息无法将它们与高大植被分开,然而植被的 VI 比蓝色房顶高很多,可以利用这个条件将其分离(通过分析有蓝色房顶的建筑物和高大植被 I_r 的直方图分布,将 VI 阈值设置为 0.2)。将建筑物剥离后就可以得到高大植被的主体部分,但是有些高大植被的边缘部分高度较矮,或者林间空隙较大的地方,激

光雷达的波束穿透后照射到较低矮的枝条或叶片上,也会造成回波高度较矮。为了补偿这种情况造成的影响,以一定距离(如 1 m)对高大植被主体部分做缓冲区,该区域内一定高度上的点(本实验中设为 0.5 m)也认为是高大植被的点,这样可以使高大植被的提取更为完整。

(3) 低矮植被、裸土地和水泥地的提取。植被的 VI 最高,裸土地次之,水泥地最小,可以依据这个规律进行区分(通过分析低矮植被、裸土地和水泥地的 I_r 直方图分布,将 VI 阈值 1 和阈值 2 分别设置为 0.2 和 0)。

(4) 田埂(裸土地的一部分)的提取。在农田区,由于田埂比较窄,还可能生有杂草,在光学影像上不易识别,为了便于易于灌溉和耕作,田埂比周围田块高,基于这个特点,可以通过 DEM 提取田埂。具体的方法是对 DEM 进行 Sobel 滤波^[9],田埂是田块高程突变的地方,用阈值法就可以提取

出来。

4.2 分类后处理

根据 1:1000 比例尺的制图标准,制图精度最小图斑 2 mm×2 mm,相当于实地 2 m×2 m,分类

后采用 GIS 分析中删除细小斑块 (Eliminate) 的功能对分类结果进行后处理,得到实验区包含 6 种地物类(建筑物、高大植被、低矮植被、水体、水泥地、裸土地)的分类结果专题图(图 7)。



图 7 实验区典型城区、农田和水域的地物分类图

Fig. 7 Classification result of water area, city, and cropland area in experimental area

由图 7 可见,水体(张掖湿地公园中的人工湖)、房屋、高大植被的边界清晰,农田田块中的绝大部分田埂也被提取出来。

5 分类精度评价

为了准确地评价分类(精度或误差),有必要将分类结果与参考验证信息对比。虽然在“黑河综合遥感联合试验”中开展了对实验区土地利用状况的采样调查,但是因为 ALS 成图的分辨率高,仍然没有分辨率相匹配的真实的土地利用现状图,只有参

考地面调查的结果并结合人工目视判读来评价提取结果。为了平衡工作量和验证精度,在航空影像图中用 MATLAB 随机选择 500 个点目视判定地物类型,再与分类图该点上的类型相比较。分类误差包含漏分误差和多分误差。漏分误差指的是将某种地物错分为其它地物的误差,多分误差是指将其它地物分类为某种地物的误差。分类误差见表 1。

表 1 显示,水体、建筑物和高大植被的分类效果较好,漏分和多分误差在 5% 以内;低矮植被、裸土地和水泥地分类效果相对较差,漏分和多分误差控

表 1 分类误差表

Table 1 Error of classification

	提取点数	漏分点	漏分误差/%	多分点	多分误差/%	总误差/%
水体	40	2	5	0	0	5
建筑物	100	2	2	0	0	2
高大植被	30	1	3.3	1	3.3	6.7
低矮植被	120	11	9.2	9	7.5	16.7
裸土地	120	15	12.5	17	14.2	26.7
水泥地	90	7	6.7	11	12.2	20

制在 15% 以内;总体分类误差为 7%。水体中的漏分点被误分为土壤和高大植被,前者是因为水体局部泥沙含量大,后者是因为水中极少数植被生长茂盛浮出水面,被分成了高大植被;建筑物被误分为水泥地和土壤,主要因为激光射到建筑物边缘造成的建筑物边缘的少量丢失;高大植被边缘上的少量点会漏分到土壤或低矮植被中;低矮植被漏分部分主要分为裸土,多分部分来自于高大植被;裸土地与水泥地容易混淆,造成误判的原因是 I_r 、 VI 的数值都比较接近,仅靠 LiDAR 和航空影像的有限信息,区

分效果不好。

6 结 语

本文综合利用 ALS 提取的正则化高程、回波相对强度以及航空相机影像提取的植被指数,采用人工确定分类决策树节点阈值的方法,建立了分类流程。基于“黑河综合遥感联合试验”中的数据,实现对平坦地形区几种典型地物的分类,并对分类精度进行了验证。该分类流程简单,数据易于处理,自动化程度高,分类结果精度较高,特别是水体、建筑物、

高大植被、田埂等地物的分类效果很好。本文提出的方法对地势平坦区域有较好的提取精度,对其它地貌类型是否适用有待进一步研究。总之,利用激光雷达和可见光遥感信息可以为各种定量遥感模型提供验证所需的真实场景信息,可为植被结构参数的高精度定量估算提供优质数据源,也可为精细农业提供基础资料。

参考文献:

[1] Elberink S O, Mass H G. The Use of Anisotropic Height Texture Measures for the Segmentation of Airborne Laser Scanner Data[J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Amsterdam, Netherlands, 2000, 33 (3B): 678-684.

[2] Vu T T, Tokunaga M. Wavelet and Scal-space Theory in Segmentation of Airborne Laser scanner data[C]//The 22ed Asian Conference on Remote Sensing, Singapore, 2001, 1: 176-180.

[3] Axelsson P. Processing of Laser Scanner Data-algorithms and Applications[J]. International Society for Photogrammetry and Remote Sensing Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 1999, 54(2-3): 138-147.

[4] Liu Jingnan, Zhang Xiaohong. Classification of Laser Scanning

Altimetry Data Using Laser Intensity[J]. Wuhan University Journal, 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, 2005, 30(3): 189-193.]

[5] Huber M, Schickler W, Hinz S. Fusion of LiDAR Data and Aerial Imagery for Automatic Reconstruction of Building Surfaces[C]//Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas, 2003. 2nd GRSS/ISPRS Joint Workshop on, 2003(22-23): 82-86.

[6] Rottensteiner F, Jansa J. Automatic Extraction of Buildings from LiDAR Data and Aerial Images[C]//Proceedings of the ISPRS Commission IV Symposium in Ottawa (CAN), International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Volume XXXIV/4, 2002: 569-574.

[7] GeoLas Consulting. Geocode WF: Calibrated Waveform File Format Description[S]. Reichersbeuern, Germany, 2009: 4.

[8] Zhou Mengwei, Liu Qinhuo, Liu Qiang, *et al.* Inversion for Crop Height by Small-footprint-waveform Airborne LiDAR [J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(8): 183-188. [周梦维, 柳钦火, 刘强, 等. 基于机载小光斑全波形 LiDAR 的作物高度反演[J]. 农业工程学报, 2010, 26(8): 183-188.]

[9] Mei Anxin, Peng Wanglu, Qin Qiming, *et al.* Introduction to Remote Sensing[M]. Beijing: Chinese High Education Press, 2001: 112-116. [梅安新, 彭望禄, 秦其明, 等. 遥感导论[M]. 北京: 高等教育出版社, 2001: 112-116.]

A Method for Classification by Fusing Full-waveform Airborne Laser Scanning Data and Aerial Images

ZHOU Meng-wei^{1,2}, LIU Qin-huo¹, LIU Qiang¹, XIAO Qing¹

(1. State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Jointly Sponsored by the Institute of Remote Sensing Applications of Chinese Academy of Sciences and Beijing Normal University, Beijing 100101, China; 2. Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: According to the complementarities of airborne laser scanning (ALS) data and aerial images, an accurate method of classification based on multi-source remote sensing data is presented. Firstly, DEM, nDSM, the relative intensity of return laser, and vegetation index can be extracted from the ALS data and aerial images, respectively. And then decision-tree is adopt to recognize various ground objects. Finally, three typical areas of WATER (Watershed Airborne Telemetry Experimental Research) including city, cropland and water bodies are used to validate this approach. The result shows that the method can divide experimental area into building, high vegetation, low vegetation, cement and bare soil efficiently and reliably.

Key words: Full-waveform ALS; Aerial images; Decision tree; Classification