

基于强度与颜色信息的地面 LiDAR 点云联合分类方法

程效军¹, 郭 王¹, 李 泉¹, 程小龙^{2*}

¹同济大学测绘与地理信息学院, 上海 200092;

²江西理工大学建筑与测绘工程学院, 江西 赣州 341000

摘要 提出了一种地面 LiDAR 点云强度分类的新方法,即利用点云的色彩信息,对强度分类进行约束。与现有的单一利用强度分类方法比较,该方法利用颜色对强度进行补充,建立了对激光强度纠正结果的容错机制,改善了强度纠正模型无法得到最优纠正结果而导致的分类效果不佳的问题。采用 Faro Focus 3D 120 地面扫描仪采集的强度和颜色数据进行实验,结果表明该方法可以提高基于激光强度的三维点云分类精度,在激光强度纠正结果不理想的情况下,也可得到可信度较高的分类结果。

关键词 遥感; 联合分类; 强度信息; 颜色信息; 地面激光扫描

中图分类号 P237

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201744.1010007

Joint Classification Method for Terrestrial LiDAR Point Cloud Based on Intensity and Color Information

Cheng Xiaojun¹, Guo Wang¹, Li Quan¹, Cheng Xiaolong²

¹College of Surveying and Geo-Informatics, Tongji University, Shanghai 200092, China;

²College of Architecture and Surveying & Mapping Engineering, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou, Jiangxi 341000, China

Abstract A new classification method for terrestrial LiDAR point cloud intensity is proposed, which uses the color information of point cloud to constrain the intensity classification. Compared with the existing method solely based on intensity classification, the proposed method uses the color-to-strength supplement to establish the fault-tolerant mechanism of the laser intensity correction results, thus improving the problem of poor classification resulted from the fact that the intensity correction model cannot get the best correction result. The data of intensity and color information of the Faro Focus 3D 120 terrestrial laser scanner are investigated in the experiment. The results indicate that the proposed method can improve the accuracy of the three-dimensional point cloud data classification and can also improve the credibility and reliability of classification results even when the intensity data are poorly calibrated.

Key words remote sensing; joint classification; intensity information; color information; terrestrial laser scanner

OCIS codes 280.3640; 280.4788; 010.0280; 330.1710

1 引言

地面 LiDAR 主要通过近红外区域发射单色光束,来对目标物体进行快速、非接触和准确的直接测量^[1]。这种通过主动遥感技术获取的海量高精度三维点云数据已被广泛用于精细化三维建模,成为三维城

收稿日期: 2017-04-25; 收到修改稿日期: 2017-07-15

基金项目: 国家自然科学基金(41671449)

作者简介: 程效军(1964—),男,教授,博士生导师,主要从事数字近景摄影测量与三维数字仿真方面的研究。

E-mail: cxj@tongji.edu.cn

* 通信联系人。E-mail: 494322312@qq.com

市建模的主要数据源。因为地面 LiDAR 获取的点云数据是海量的、离散的、无序的,也没有提供任何可以直接区分不同扫描目标的指标,所以很难从点云数据中直接获取扫描目标中有意义的属性信息,也很难对点云进行直接分类。因此需要提出一种对点云数据进行快速和精准分类的方法,实现对地物部件的有效提取,为三维建模等其他应用提供可靠的数据支持。

目前对点云进行分类的方法有很多种。Hackel 等^[2]根据点密度变化大小在点云处理阶段进行快速提取。杨必胜等^[3]利用“维数特征”建立建筑物立面的语义,对建筑物立面区域进行精确提取。Ramiya 等^[4]提出面向对象的点云语义分类方法,结合几何与颜色信息对点云进行分割,之后利用光谱信息对点云进行语义分类。Kumari 等^[5]提出结合结构分类与基于上下文分类的点云语义分类算法,该算法可以对机载 LiDAR 数据进行有效语义分类。Zhang 等^[6]提出利用点云间特征相似性以及语义依赖性对城市大场景点云进行语义分类的算法。这些方法的相同点都是利用点云数据的空间特征进行分类,这种分类方法的逻辑和计算通常都较复杂。依靠空间特性的分类难度会随目标物体外形复杂程度的提高而提高。

地面 LiDAR 获取的点云数据不仅具有空间信息,还具有可以反映目标物理特性的属性信息。激光强度作为点云的属性信息,是目标表面性质相关光谱信息的重要来源,是反映目标物理特性的重要指标。按照强度对点云进行分类,也可以区分出不同的目标。Song 等^[7]利用机载点云强度信息进行地物分类,实验结果证明了强度信息用于点云地物分类的可行性。Charaniya 等^[8]利用强度信息结合高程信息以及高度变化信息等点云几何信息对道路、树木和房屋等进行分类研究,结果证明结合强度信息可以提高分类结果的精度。Coren 等^[9]利用激光强度信息得到伪反射图像,并把图像分为地面、草地、稀疏以及密集植被 4 类。

然而,原始强度值受仪器、大气、散射和目标表面等因素影响,不能直接依靠仪器获取的原始强度数据进行分类^[10]。强度值在应用之前需要纠正。与机载 LiDAR 不同,地面 LiDAR 由于工作环境较复杂,受到的影响因素不确定性更大,目前其强度纠正的适应性和精度并不理想,导致其分类的精度较低。随着技术的发展,地面激光扫描(TLS)在获取强度信息的同时也可以获取目标表面色彩信息。色彩也是反映目标物理特性的重要指标,而点云颜色信息可以辅助地物的分类与提取^[11-14]。

本文提出了一种基于强度和颜色信息联合分类的新方法;分析了地面 LiDAR 的强度影响因素,并对主要的影响因素进行纠正;引入点云的颜色信息,对点云强度和色彩信息进行联合,最后实现三维点云的精细分类。

2 强度纠正模型

2.1 现有模型的纠正方法

地面激光扫描强度值是数字化表示的激光回波强度,其与入射到检测器上的光子数量成正比^[9]。Hug 等^[15]把相位式地面激光扫描的强度值定义为返回信号的振幅,当该信号呈正弦回波分布时,强度值和接收的平均信号功率成正比^[16]。大多数扫描仪通过反射式或者透镜型接收望远镜将回波激光信号聚焦在光探测器上,从而实现距离计算和强度记录。激光雷达方程可以表示地面激光扫描的回波激光强度,它是一个通用模型,描述了接收激光功率和发射激光功率之间的关系^[17]。当目标表面为理想朗伯体时,激光雷达方程为

$$P_R = \frac{P_E D_R^2 \rho \cos \alpha}{4\pi r^2} \eta_{\text{sys}} \eta_{\text{atm}}, \quad (1)$$

式中 P_R 、 P_E 分别为扫描仪的接收和发射激光功率, D_R 为扫描仪接收孔直径, r 为目标和探测器间的距离, η_{sys} 为系统传输因子, η_{atm} 为大气衰减因子, ρ 和 α 分别为目标表面反射率和激光束入射角。

以激光雷达方程为基础,根据激光在大气传输中的衰减过程以及扫描表面特性建立相应的改正公式,并对强度值进行改正,针对不同影响因素以及不同表面特性的表达方式,不同的研究得出了不同的校正模型^[18-20]。虽然理论模型具有严密的理论推导,但是没有考虑实际扫描环境中可能存在的各类噪声以及扫描仪系统内部机制的影响,因此对于其中某些系统,理论驱动方法并不适用^[21]。

相较于机载 LiDAR,地面 LiDAR 的强度纠正更为复杂。机载 LiDAR 的扫描距离大于地面 LiDAR,导致两者所获得的点云密度相差较大,机载 LiDAR 点云的入射角以及距离相对变化较小,但地面 LiDAR 点云的变化较大,直接应用激光雷达方程较困难^[22]。

激光强度信息容易受扫描距离、扫描入射角、扫描目标表面特性、扫描仪内部机制和扫描环境^[23-24]等多

种因素的影响,而对于某一特定仪器,(1)式中的 P_E 、 D_R 、 η_{sys} 为常数,而 η_{atm} 对于中短距离的地面 LiDAR 可以忽略,则(1)式可以简化为

$$P_R = C\rho \cos \alpha / r^2, \quad (2)$$

式中 $C = P_E D_R^2 \eta_{sys} \eta_{atm} / (4\pi)$ 为常数。由此,可近似看为

$$I \propto P_R \propto f(\cos \alpha) f(r) \rho, \quad (3)$$

式中 $f(\cos \alpha)$ 为入射角函数, $f(r)$ 为距离函数。由此可知,在地面 LiDAR 的强度纠正中,距离和入射角是两个影响激光强度的重要因素,且两者并不相互影响。本文采用数据驱动获取的距离函数和入射角函数分别对原始的激光强度进行纠正。

2.2 距离纠正

为了获得强度与距离的关系,采用型号为 Faro Focus 3D 120 的地面扫描仪进行实验,以白色 A4 打印纸作为样本数据的靶标材质。为获得入射角固定为 0 时距离与强度的变化关系 $f(r)$,实验从 1 m 到 40 m,每间隔 1 m 对标靶进行扫描,如图 1 所示。

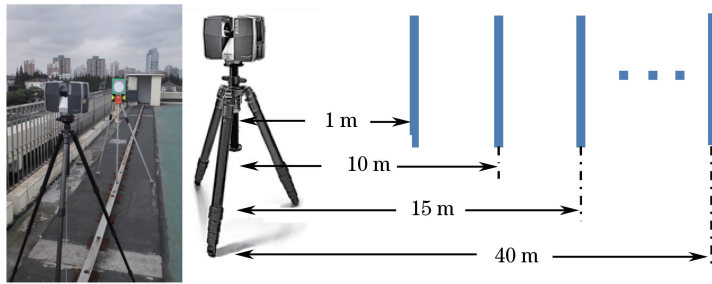


图 1 强度与距离实验

Fig. 1 Experiment of intensity and distance

距离与强度采样结果如图 2 所示,在 1~5 m,实验结果并不像(1)式所描述的强度与距离平方成反比,而是出现了很大起伏,这一现象通常被称为近距离效应^[16]。

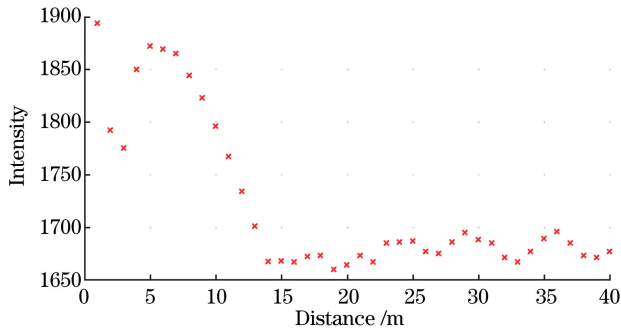


图 2 强度与距离关系

Fig. 2 Intensity versus distance acquired

距离大于 15 m 的样本强度值产生波动,大于 25 m 时波动更加明显且无明显规律。在进行样本点选择时,因为距离较远导致样本点云稀疏,入射点和邻近点的拟合偏差加大,导致入射角计算偏差加大,所选取的样本点值存在偏离真值的情况。为减小偏离值,采用取入射角近似为 0 的多个点的强度平均值作为样本值。

所以对于距离的纠正,本文采用分段处理的方式,根据实验得到的样本数据,将距离纠正分为 3 段,近距离部分(1~3 m)、中距离部分(3~15 m)和远距离部分(15~40 m)。将 3 段的样本数据分别进行拟合,得到强度的距离纠正模型,即

$$f(r) = \begin{cases} d_1 r^2 + e_1 r + f_1, & 1 \leq x < 3 \\ a_2 r^5 + b_2 r^4 + c_2 r^3 + d_2 r^2 + e_2 r + f_2, & 3 \leq x < 15. \\ a_1 r^5 + b_3 r^4 + c_3 r^3 + d_3 r^2 + e_3 r + f_3, & x \geq 15 \end{cases} \quad (4)$$

在本次实验中,参数如表 1 所示。

表 1 参数值
Table 1 Parameter values

Subscript	a	b	c	d	e	f
1				59.88	-307.6	2080
2	0.01282	-0.6006	11.22	-106.2	492	918
3	-0.0001527	0.0214	-1.176	31.46	407.1	3630

由于距离跟强度并不呈现单调递增或递减的关系,采用机载激光强度的纠正方法,即距离与强度比值纠正法,进行纠正并不合适,所以本文采用差值关系进行纠正。又考虑到在 15~40 m 的拟合效果并不理想,加入一个改正值:

$$I_c = \begin{cases} I - f(r) + f(r_i), & x < 15 \\ I - f(r) + f(r_i) - C', & x \geq 15 \end{cases} \quad (5)$$

式中 $C' = (r - r_s)(I_{s+1} - I_s)/(r_{s+1} - r_s)$, I_c 为强度纠正值, I 为原始强度, r_i 为人为选定的标准距离, r_s 为 r 的前一个样本距离, r_{s+1} 为 r 的后一个样本距离, I_s 为 r_s 处的样本值。

2.3 入射角纠正

为估算强度和入射角的关系,进行了另一组实验。实验仪器和靶标材质同上。该实验目的是获得距离固定是入射角与强度的变化关系 $f(\cos \alpha)$ 。分别在 10, 15, 20, 25 m 处采集数据,角度从 0° 相隔 5° 旋转到 85° ,如图 3 所示。

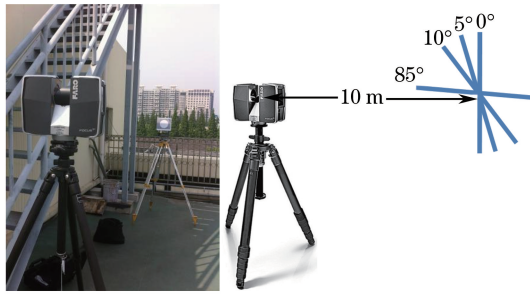


图 3 强度与入射角实验

Fig. 3 Experiment of intensity and incidence angle

图 4 给出强度与不同距离入射角关系,从图 4 可以看出,不同距离入射角对强度的影响曲率相似,通过之前得到的距离改正模型进行强度改正,得到结果如图 5 所示。

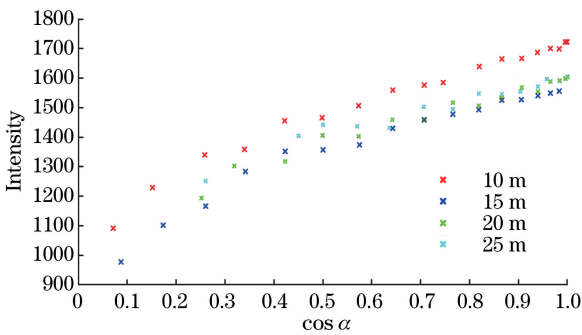


图 4 强度与不同距离入射角关系

Fig. 4 Intensity versus incidence angle for different distances acquired

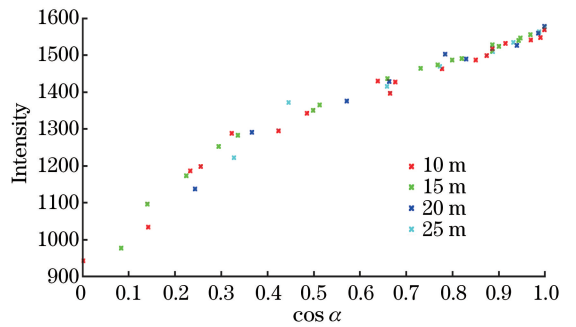


图 5 纠正后强度与入射角关系

Fig. 5 Corrected intensity versus incidence angle acquired

根据距离纠正后的强度与入射角关系,可以拟合得到入射角的修正模型,即

$$f(\cos \alpha) = k_1 \cos \alpha^{k_2} + k_3, \quad (6)$$

式中 $k_1 = 1293, k_2 = 0.2419, k_3 = 280.6$ 。本文依然采用差值关系进行入射角纠正,得

$$I_c = I - f(\cos \alpha) + f(\cos \alpha_i), \quad (7)$$

式中 α_i 为人为选定的标准入射角。

采用相同仪器对某建筑物的正立面进行扫描,然后进行距离纠正与入射角纠正,纠正前后效果如图 6 所示。图 6(a)中墙面整体右下角强度较强,左上角强度较弱;墙面上相同部分的强度左侧较弱(暗),右侧较强(亮)。而通过距离和入射角纠正后,图 6(b)中相同部分的强度相对一致,说明纠正结果较为理想。需要说明的是,每种地面 LiDAR 设备具有一定的特殊性,其距离和入射角的影响值存在差别,在采用本方法时需要采用对采用的地面 LiDAR 设备进行参考目标实验,得到其距离和入射角纠正函数,以获得其对应的强度纠正模型。

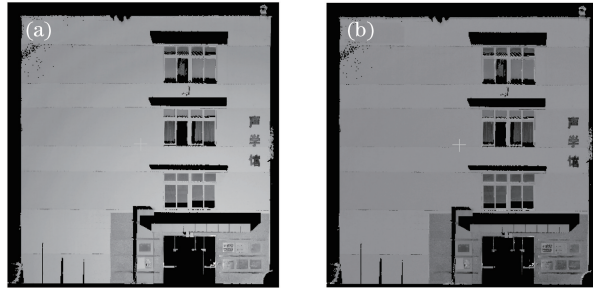


图 6 强度纠正效果。(a)原始强度图像;(b)纠正后强度图像

Fig. 6 Intensity correcting results. (a) Original intensity image; (b) corrected intensity image

3 强度与颜色联合分类

3.1 强度信息分类与颜色信息分类

强度信息经过纠正后,理论上已经可以进行分类,依然采用某建筑物的正立面,选取 887243 个点,对其纠正后的强度信息进行监督分类,分类结果为:涂料 A 的颜色为红色,涂料 B 为绿色,瓷砖 A 为黄色,瓷砖 B 为蓝色。得到结果如图 7 所示。图 7(b)中,涂料 A 与涂料 B、瓷砖 A 与瓷砖 B 的分类出现了冲突,分类效果并不理想。这是由于强度纠正后,并不能将同一材质纠正为同一数值,而是围绕一个数值上下波动,所以强度相近的目标所纠正后的强度在分布区域上可能存在重叠,从而在分类时产生错分。将分类结果与手动分类结果比较,错分率为 16.7%。

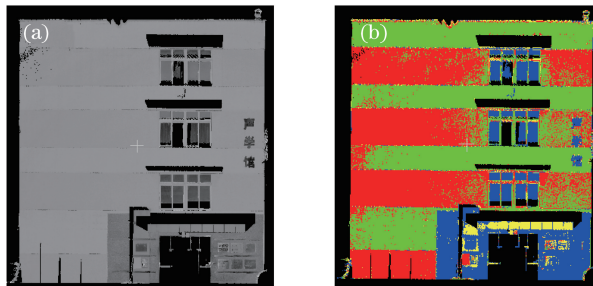


图 7 强度分类效果。(a)强度图像;(b)分类图像

Fig. 7 Intensity classifying results. (a) Intensity image; (b) classification image

利用颜色信息的分类,选择同样目标区域,对正立面进行监督分类,结果如图 8 所示。图 8(b)中,因为“声学馆”的颜色跟涂料 B 的颜色相近,所以被错分为一类,而左下涂料 A 因为光照影响被错分到瓷砖 A 一类中。虽然按照颜色分类在一定程度上避免了强度信息分类所产生的错误,但是对于具有相同颜色的不同目标,采用颜色无法进行分类。而且目标本身受到光照、阴影的影响,其颜色容易发生变化,导致按照颜色分类容易产生错误。将分类结果与手动分类结果比较,错分率为 18.88%。

3.2 强度信息与颜色信息联合分类

强度信息可以看作目标本身的反射属性,而颜色信息反映目标的表面属性,将两者联合,利用强度信息区分“同色异物”的情况,利用颜色信息区分强度区域重叠的情况,得到更好的分类效果。

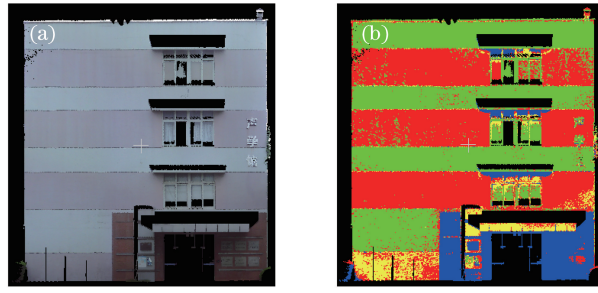


图 8 颜色分类效果。(a)颜色图像;(b)分类图像

Fig. 8 Color classifying results. (a) Color image; (b) classification image

在颜色信息中,颜色强度是最容易被影响的因素,光照和阴影都可能对其产生影响。颜色的饱和度和色调则相对较为稳定。通过点云的 RGB 值可以得到对应的色调值、饱和度和颜色强度,即

$$H = \begin{cases} \theta, & G \geq B \\ 2\pi - \theta, & G < B \end{cases}, \quad S = 1 - \frac{3\min(R, G, B)}{R + G + B}, \quad I_c = (R + G + B)/3, \quad (8)$$

式中 $\theta = \arccos\left[\frac{(R-G)+(R-B)}{2\sqrt{(R-G)^2+(R-G)(G-B)}}\right]$, H 为颜色色调, S 为颜色饱和度, I_c 为颜色强度, R, G, B 分别为红、绿、蓝的颜色值, $\min(R, G, B)$ 表示取 R, G, B 值的最小值。

本文采用激光强度值代替颜色强度值,通过线性变换将激光强度值转化到颜色强度的范围中,即

$$I_c = \frac{I - I_{\min}}{I_{\max} - I_{\min}} \times 255, \quad (9)$$

式中 I_c 为转化为颜色强度的激光强度值, I 为某点上激光强度, I_{\min} 和 I_{\max} 分别为激光强度最小值与最大值。通过颜色强度值 I_c 、颜色的饱和度 S 和色调 H , 采用(8)式进行逆运算,得到新的 RGB 值,生成具有颜色和激光强度信息的伪彩色。

选择相同的目标区域,按照颜色信息对正立面进行分类,结果如图 9 所示。从图 9(b)中可以看出仍然存在一部分噪声。产生这种现象主要是由于材质本身也会存在一部分差异,而强度纠正的误差扩大了这部分差异。这种联合分类方法优于单独采用激光强度信息或颜色信息分类的方法,可以避免大部分的错分。将分类结果与手动分类结果比较,错分率为 3.72%。

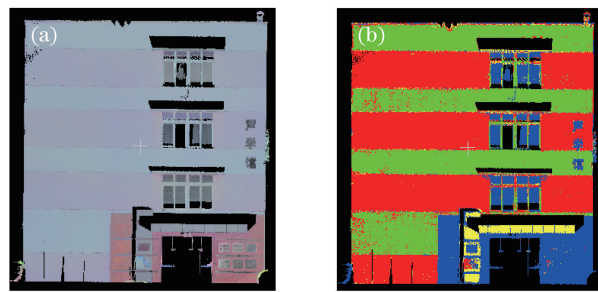


图 9 强度颜色分类效果。(a)伪颜色图像;(b)分类图像

Fig. 9 Intensity and color classifying results. (a) Pseudo color image; (b) classification image

4 结 论

讨论了距离、入射角与地面 LiDAR 激光强度的关系,通过 Faro Focus 3D 120 地面扫描仪进行定标实验,分析了在不同距离和入射角的强度差异,并通过分段拟合的方法,优化了其距离纠正的模型。引入了颜色信息这一因素,联合激光强度信息与颜色信息对地物进行分类。通过实验进行验证,结果表明该方法分类效果较可靠,优于单独采用激光强度信息分类或颜色分类的方法,为点云三维建模的分类提供了一种新方法,也为根据点云的非空间信息分类提供了新思路。

参 考 文 献

- [1] Shan J, Toth C K. Topographic laser ranging and scanning: Principles and processing[M]. Boca: CRS Press, 2008: 215-234.
- [2] Hackel T, Wegner J D, Schindler K. Fast semantic segmentation of 3D point clouds with strongly varying density[J]. ISPRS Annals of Photogrammetry Remote Sensing & Spatial Information Sciences, 2016, 3(3): 177-184.
- [3] Yang Bisheng, Dong Zhen, Wei Zheng, *et al.* Extracting complex building facades from mobile laser scanning data[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2013, 42(3): 411-417.
杨必胜, 董震, 魏征, 等. 从车载激光扫描数据中提取复杂建筑物立面的方法[J]. 测绘学报, 2013, 42(3): 411-417.
- [4] Ramiya A M, Nidamanuri R R, Krishnan R. Semantic labelling of urban point cloud data[J]. The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2014, 40(8): 907.
- [5] Kumari B, Sreevalsan-Nair J. An interactive visual analytic tool for semantic classification of 3D urban LiDAR point cloud[C]. Proceedings of the 23rd SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, 2015: 73.
- [6] Zhang X, Du S, Wang Y C. Semantic classification of heterogeneous urban scenes using intrascene feature similarity and interscene semantic dependency[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2015, 8(5): 2005-2014.
- [7] Song J H, Han S H, Yu K, *et al.* Assessing the possibility of land-cover classification using lidar intensity data[J]. International Archives of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2012, 34(3/B): 259-262.
- [8] Charaniya A P, Manduchi R, Lodha S K. Supervised parametric classification of aerial lidar data[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, 2004: 30.
- [9] Coren F, Sterzai P. Radiometric correction in laser scanning[J]. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(15): 3097-3104.
- [10] Soudarissanane S, Lindenbergh R, Menenti M, *et al.* Scanning geometry: Influencing factor on the quality of terrestrial laser scanning points[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2011, 66(4): 389-399.
- [11] Strom J, Richardson A, Olson E. Graph-based segmentation for colored 3D laser point clouds[C]. 2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2010: 2131-2136.
- [12] Knopf G K. Hierarchical data clustering approach for segmenting colored three-dimensional point clouds of building interiors[J]. Optical Engineering, 2011, 50(7): 249.
- [13] Matti E K, Nebiker S. Geometry and colour based classification of urban point cloud scenes using a supervised self-organizing map[J]. Photogrammetrie-Fernerkundung-Geoinformation, 2014, 2014(3): 161-173.
- [14] Luo H, Wang C, Wen C, *et al.* Patch-based semantic labeling of road scene using colorized mobile lidar point clouds [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2016, 17(5): 1-12.
- [15] Hug C, Wehr A. Detecting and identifying topographic objects in imaging laser altimeter data [J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 1997, 32: 19-26.
- [16] Pfeifer N, Höfle B, Briese C, *et al.* Analysis of the backscattered energy in terrestrial laser scanning data[J]. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2008, 37: 1045-1052.
- [17] Jelalian A V. Laser radar systems[C]. EASCON'80, Electronics and Aerospace Systems Conference, 1980: 546-554.
- [18] Jutzi B, Gross H. Investigations on surface reflection models for intensity normalization in airborne laser scanning (ALS) data[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2010, 76(9): 1051-1060.
- [19] Ding Q, Chen W, King B, *et al.* Combination of overlap-driven adjustment and Phong model for LiDAR intensity correction[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2013, 75(1): 40-47.
- [20] Joerg P C, Weyermann J, Morsdorf F, *et al.* Computation of a distributed glacier surface albedo proxy using airborne laser scanning intensity data and *in-situ* spectro-radiometric measurements[J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 160: 31-42.
- [21] Kashani A G, Olsen M J, Parrish C E, *et al.* A review of lidar radiometric processing: From ad hoc intensity correction to rigorous radiometric calibration[J]. Sensors, 2015, 15(11): 28099-28128.
- [22] Tan K, Cheng X. Intensity data correction based on incidence angle and distance for terrestrial laser scanner[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2015, 9: 094094.
- [23] Fang Wei, Huang Xianfeng, Zhang Fan, *et al.* Mural image rectification based on correction of laser point cloud

intensity[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2015, 44(5): 541-547.

方伟, 黄先锋, 张帆, 等. 依据点云强度校正的壁画纠正[J]. 测绘学报, 2015, 44(5): 541-547.

- [24] Anttila K, Hakala T, Kaasalainen S, *et al.* Calibrating laser scanner data from snow surfaces: Correction of intensity effects[J]. Cold Regions Science & Technology, 2015, 121: 52-59.

CRU 第三届世界光纤光缆大会 11 月将在武汉召开

光纤光缆市场目前正处在微妙的转折点——全球光纤入户大规模部署带来的需求逐渐被数据网的网络扩容和 5G 网络带来的光纤需求所替代。中国五大光纤光缆生产厂商总裁,包括长飞公司总裁庄丹、烽火公司总裁戈俊、亨通公司执行总裁钱建林、中天科技总裁薛驰及富通集团总裁肖玮,将于今年 11 月 1 日—3 日齐聚武汉的 CRU 世界光纤光缆大会,共话未来全球光纤光缆市场供应所面临的机遇与挑战。届时,中国互联网协会主席、中国工程院院士邬贺铨,中国电信总工程师兼执行董事韦乐平,也将作为演讲嘉宾与会,并预测下一代光纤光缆需求。

自 2015 年首次成功举办以来,CRU 世界光纤光缆大会的规模逐年扩大,今年大会再次选址中国武汉光谷,再次由光通信领域龙头企业——长飞公司协同主办。

作为全球光纤及光缆通信行业首屈一指的国际盛会,CRU 预计今年大会将迎来超过 700 名与会代表。届时,预制棒、光纤及通信电缆产品全球领先制造企业,与产业供应链相关的客户及服务商将齐聚一堂,共商行业发展,洽谈合作机遇。

中国是行业发展的先锋,武汉光谷也是了解光纤光缆行业最新发展趋势的不二之选。CRU 分析显示,2016 年中国光纤安装量占世界安装总量的 57%,光缆产量占全球总产量的 61%,光纤产量占全球总产量的 63%。截至 2016 年底,中国光纤入户的用户数量占世界总量的 57%。此外,中国拥有 9.41 亿个移动宽带用户。

本届 CRU 世界光纤光缆大会将重点探讨中国以及其他成熟电信市场的最新发展动向,以及光纤在行业发展新纪元中的重要地位。通过为期三天的会议,包括期间酒会、茶歇、午宴及答谢晚宴,世界光纤光缆大会将为业界同仁提供与世界各大光纤光缆制造企业决策者建立沟通渠道的最佳良机。

随着全球光纤入户大规模部署所引领的高需求逐渐被数据中心网络扩展和 5G 网络到来的新型光纤需求所替代,CRU 将 2017 年世界光纤光缆大会的主要议程放在光纤网络概念、产品需求及生产能力的重大变动等议题上。

三天的大会议程将使与会人员有机会了解快速发展的全球通信产业将如何影响光纤光缆贸易流向。

大会还将设立产品展区,展示影响行业供应链的最新科技解决方案以及服务。注册参会代表还将有机会亲自现场参观中国某知名光纤光缆生产厂家。

大会官网:www.worldopticalfibreconference.com