

纹理与波形特征组合对机载 LiDAR 数据分类的影响^①

张爱武^② 李 陶^③ 李含伦 段乙好 孟宪刚

(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)

(首都师范大学空间信息技术教育部工程研究中心 北京 100048)

摘 要 将纹理特征与波形特征用于 LiDAR 数据分类,进行了纹理特征与波形特征的最佳组合方案研究。首先将 LiDAR 全波形数据的高程、波宽、振幅和回波次数等波形特征信息转化为波形特征图像;然后利用灰度直方图和灰度共生矩阵(GLCM)提取多种纹理特征,并与波形特征图像叠加构成多维特征图像;最后讨论纹理特征与波形特征组合对分类的影响,并确定最佳组合方案,探讨不同分类器对纹理与波形特征组合的适应性。实验结果表明,某些纹理特征能够提高分类精度,但不是分类特征越多越好,只有最佳组合才能充分利用纹理和波形特征,提高分类精度。

关键词 LiDAR, 波形特征图像, 纹理, 分类

0 引 言

近年来出现了全波形 LiDAR(激光雷达),它能够实时记录全部或部分激光反射回波的波形量化信息^[1],即人们可以从 LiDAR 原始数据中提取除点坐标之外的更多的信息^[2]。很多学者的研究利用具有波形信息的 LiDAR 点云数据分类,Heinzel^[3]、Reitberger^[4]等通过高斯波形分解提取波宽和强度信息对树种进行分类;Karolina^[5]通过运用 LiDAR 全波形数据后向散射系数、波宽等波形参数信息提出了一种适用于农村场景分类的方法。但是,波形数据中常用的波宽、振幅与地物高程、激光入射角等多种因素有关,直接利用分类精度不高。波形数据分类时如果加入合适的特征,可减弱地物高程、激光入射角等因素的影响,其中纹理特征是一个不错的选择。

纹理是一种极为重要的图像特征,体现了图像各个部分灰度的重复规律,包含了地物的表面信息

及其与周围环境的关系,更好地兼顾了影像的宏观结构与微观结构^[6]。Nardinocchi^[7]提出基于高程纹理图像将地面、建筑物及植被进行分类,刘经南等^[8]从高程信息中生成不同纹理特征来区分植被和建筑物。乔纪纲等^[9]将 4 种灰度共生矩阵(gray-level co-occurrence matrix, GLCM)高度纹理与地面粗糙系数、平均高度、平均反射强度叠加识别地物。刘萌萌等^[10]采用多尺度纹理特征对遥感影像进行分类,证明了借助地类特征曲线选择合适的纹理特征具有一定的可行性且能够提高分类精度。LiDAR 数据中含有高程、波宽、回波次数、振幅等波形特征,而不同的纹理生成方法又会产生多种不同的纹理特征。选择哪些纹理特征参与分类,纹理特征与波形特征怎么组合等问题显得格外突出。然而,目前 LiDAR 数据的研究大都集中在分类算法本身,分类特征选择的研究则鲜见报道。基于上述分析,本文注重研究纹理特征的选择,以及用于 LiDAR 数据分类的纹理特征与波形特征最佳组合方案。同时,为综

① 国家科技支撑计划(N2012BAH31B01),北京市自然科学基金重点项目(B类)(KZ201310028035),教育部博士点基金(20131108110005)和北京市长城学者(CIT&TCD20150323)资助项目。

② 女,1972年生,博士生导师,教授;研究方向:空间信息获取与处理,三维激光成像,载荷定标等;E-mail: zhangaw@163.com

③ 通讯作者,E-mail: xuehuadoufugeng@163.com
(收稿日期:2015-06-15)

合考虑多种特征,本文提出了多维特征图像的概念,其中 x 和 y 轴为空间轴, z 轴为特征轴。

1 多维特征图像

1.1 波形特征图像

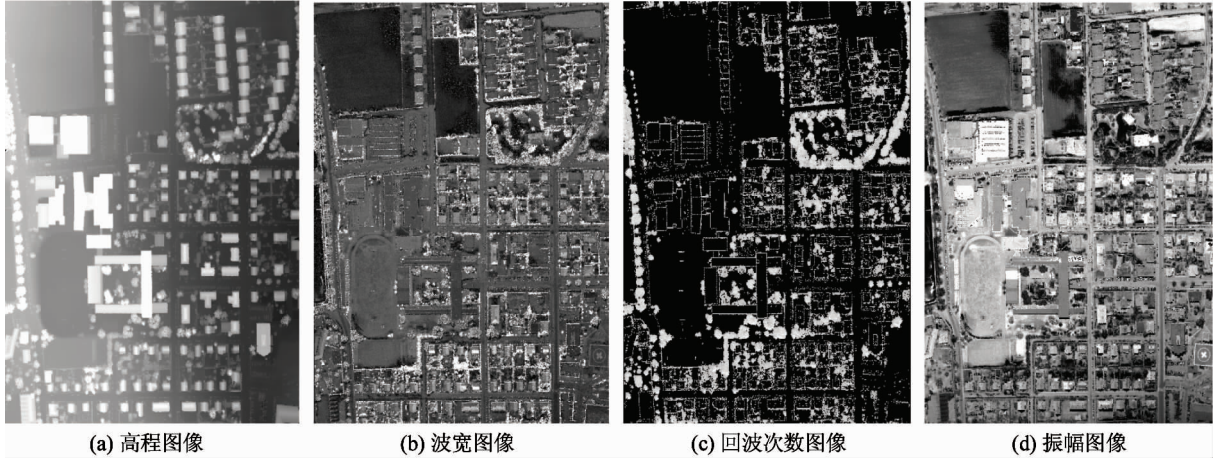


图1 依次为高程、波宽、回波次数、振幅数据的格网化

1.2 纹理特征选择

本文选择最常用的灰度直方图和灰度共生矩阵 (GLCM) 两种方法提取纹理特征。灰度直方图反映了图像灰度级分布,是对图像上单个像素具有某个灰度进行统计的结果。其表达式为

$$h(k) = n_k / N \quad (k = 0, 1, \dots, L - 1) \quad (1)$$

式中: k 表示图像灰度等级的变量; N 为灰度图像总像素数; n_k 为每个灰度等级的像素数量; L 为可区分的灰度等级数量。

由直方图可定义图像的数据范围 (Data Range)、均值 (Mean)、方差 (Variance)、偏斜 (Skewness)、熵 (Entropy)。由 Variance 可构造反映图像纹理深浅程度的特征参量, Skewness 反映区域灰度起伏分布, Entropy 反映图像纹理的粗糙程度, 在像素灰度值随机性较大的区域 Entropy 的值较大^[11]。

对于本文, 高程、波宽、回波次数、振幅 4 个波形特征图像可用灰度直方图分别提取各自对应的多种纹理, 这些纹理能够反映出 LiDAR 全波形数据的高程、波宽、回波次数、振幅四个特征所展现的灰度统

本文采用移动平均值法对 LiDAR 数据中的高程、波宽、回波次数、振幅等信息进行二维可视化处理, 生成用于后续处理的波形特征图像, 如图 1 所示。

计规律。

灰度共生矩阵 (GLCM) 是一个相对频率矩阵, 即像元值在两个由特定距离和方向分开的相邻处理窗口中的出现频率, 该矩阵显示了一个像元和它的特定邻域之间关系的发生数。例如, 图 2 所示的一个 3×3 基窗口中的像元和水平方向变换了一个像元的 3×3 窗口中的像元被用来生成二阶概率矩阵^[12-14]。

与灰度直方图对某个灰度进行统计不同, 灰度共生矩阵不仅反映了图像灰度在相邻方向、相邻间隔、变化幅度的综合信息, 也反映了相同的灰度级像素之间的位置分布特征。因此, 灰度共生矩阵能够表示波形特征在一种纹理模式下的像素灰度的空间关系。

灰度共生矩阵用 $P_d(i, j)$ ($i, j = 0, 1, \dots, L - 1$) 表示。其中 L 表示图像的灰度级, i, j 分别表示像素的灰度。 d 表示两个像素间的空间位置关系。不同的 d 决定了两个像素间的距离和方向, θ 为灰度共生矩阵的生成方向^[15]。

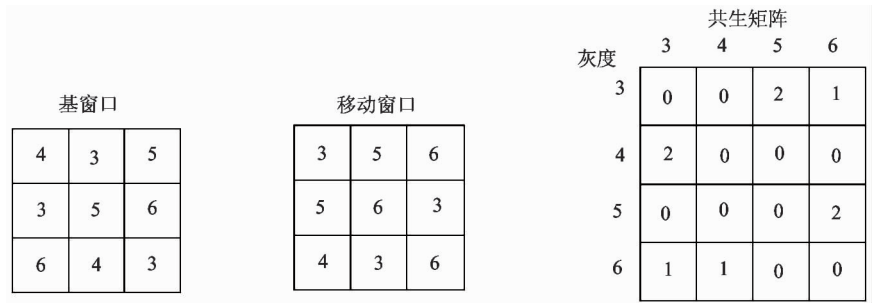


图 2 灰度共生矩阵

Haralick 等人定义了 14 个用于纹理分析的灰度共生矩阵特征参数,其中角二阶矩(Second Moment)反映了图像灰度分布均匀程度和纹理粗细程度。对比度(Contrast)反映了图像的清晰度和纹理沟纹深浅的程度。对比度大,则纹理的沟纹深,效果清晰;反之,则沟纹浅,效果模糊^[16]。熵是图像具有信息量的度量,它反映了图像中纹理的复杂程度或非均匀度^[16]。熵值大,则纹理复杂;反之,图像中灰度均匀,共生矩阵中元素大小差异大。

通过直方图和灰度共生矩阵两种方法,能够提取出很多种纹理,其中,大部分纹理无明显特征。图像上待区分的地面、建筑和植被只在其中的几种纹理特征中表现出很强的差别,经实验验证差别不明显的纹理特征对分类无明显贡献。由此,挑选出以下三种特征比较明显的纹理进行分类,分别为从高程特征图像中提取数据范围和均值纹理,从回波次数特征图像中提取二阶矩纹理,见图 3,其表达式如

下:

$$DataRange = \max(i) - \min(i) \tag{2}$$

$$SecondMoment = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P_d^2(i, j) \tag{3}$$

$$Mean = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} iP_d(i, j) \tag{4}$$

式中 i, j 分别表示像素的灰度, d 表示两个像素间的空间位置关系, L 表示图像的灰度级。

挑选出的这 3 类纹理特征能够鲜明地表现地物的各类特征。如图 3(a),建筑物和植被的轮廓都被清晰地提取出来。图 3(b),三部分较为明显的明暗变化表示该地区地面的不同高程,越亮表示该地区高程值越高,越暗表示该地区高程值越低。这里,数据范围增强了地物的边界,均值反映了地形的变化,二阶矩反映了地物的空间分布状况。图 3(c)右则明显将植被与其他地物区分开来。

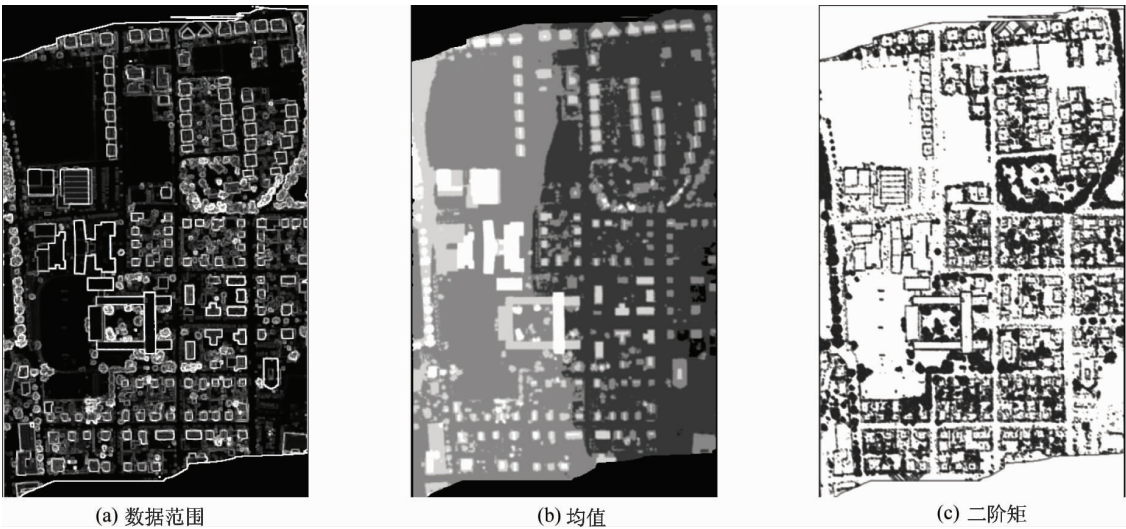


图 3 本文选择的 3 类纹理特征图

2 特征组合分类及结果评价

2.1 纹理特征选择对分类结果的影响

本研究采用的 LiDAR 数据是由 RIEGL LMS-Q560 获取的,研究区域为东西距离 1012m、南北距离 708m,点云密度为 8.2point/m²,激光器发射频率为 240kHz,波长为 1550nm,发散角小于等于0.5mrad,发射脉冲长度约为3.5ns,采样间隔为 1ns。

把上文选取的 3 类纹理特征与高程、回波宽度、回波次数和振幅 4 个波形特征叠加,形成多维特征图像, *x* 和 *y* 轴为空间轴, *z* 轴为特征轴。选取较常用的最大似然分类、马氏距离分类和最小距离分类三种分类方法对多维特征图像进行监督分类,分析纹理特征对 LiDAR 数据的影响。

第一组实验采用不同分类数目来分析纹理选择对分类结果的影响。本研究将实验区的 LiDAR 数据分成三类和四类地物,表 1 和表 2 为训练样本和验证样本的数目。

表 1 三种类别训练样本和验证样本数目

	训练样本	验证样本
建筑物	2355	6215
植被	1054	3016
地面	1333	1972

表 2 四种类别的样本和验证样本数目

	训练样本	验证样本
建筑物	2359	6545
树木	697	1480
草地	612	1222
硬化地面	1433	2417

特征具体组合方式如图 4 所示。为了方便记忆,分别用 A、B、C 表示三种纹理特征,其中 A 代表数据范围(Data Range)纹理,B 代表均值(Mean)纹理,C 代表二阶矩(Second Moment)纹理;用 O 代表波形特征图像。以图 4 所示的组合方式将纹理特征添加到原来的波形特征图像中,生成含有 5、6 或 7 维的特征图像。

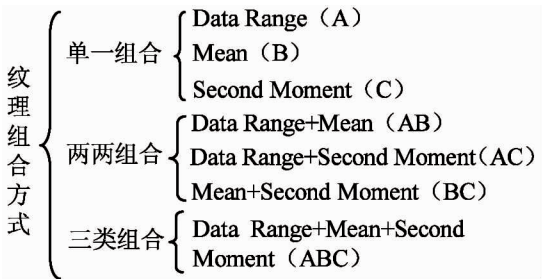


图 4 纹理组合方式

首先将 LiDAR 数据分成三类,对未加纹理的波形特征图像和 7 种加入纹理的特征图像的分类结果进行精度评估,见表 3。从表 3 可以看出:(1)加入纹理特征与未加入纹理特征相比,图像的分类精度得到了有效的提高;(2)随着纹理特征数目的增加,分类精度也相应得到提高,其中,虽然在最大似然法中 B 的加入略微降低了分类精度,但在马氏距离和最小距离中 B 的加入依然提高了精度;(3)就三种分类方法而言,最大似然分类和马氏距离分类要远远优于最小距离分类,最大似然分类方法分类精度提高的幅度最大,并得到了最高的总体分类精度和 Kappa 系数,分别为95.3048%、0.9221。纹理的加入对于最小距离分类方法的分类精度的提高无明显作用。

图 5 为分类效果较稳定且精度较高的马氏距离分类结果图。8 幅分类结果图中规则的建筑、高大的植被以及地面都分别用灰、灰白、黑三种颜色表示。整体来看,分类效果较好,无明显差别。而详细看来,每幅图随着纹理的加入,三类地物的分类效果各有提高,其中多纹理特征加入后的分类结果优于单一纹理,即后四幅图的分类效果优于前四幅图,主要表现在:建筑之间的植被和图像右侧区域的建筑能被更准确的区分出来,前四幅图像地面区域出现灰色噪声问题以及图像左上角区域部分地面被误分为建筑的问题在后四幅图像中得到解决。表 3 中对分类结果的精度评估也说明了此点。分类结果中出现误差的原因主要有以下三点:(1)植被对激光反射的复杂性;(2)地物自身形状的变化;(3)研究区的地势变化。由于篇幅所限,最大似然分类和最小距离分类的分类结果图和分析过程不再逐一列举和描述。

表 3 三类地物各纹理组合分类精度评估

	最大似然分类		马氏距离分类		最小距离分类	
	总体分类精度(%)	Kappa 系数	总体分类精度(%)	Kappa 系数	总体分类精度(%)	Kappa 系数
O	82.4511	0.7302	86.7803	0.7880	56.1367	0.3149
O + A	94.1176	0.9030	91.3595	0.8581	56.7080	0.3229
O + B	83.2634	0.7414	87.2445	0.7948	56.3510	0.3176
O + C	84.6737	0.7615	90.1991	0.8417	56.1367	0.3149
O + AB	94.0819	0.9024	91.7165	0.8637	56.8687	0.3251
O + AC	95.4834	0.9250	92.7073	0.8803	56.7259	0.3231
O + BC	84.9683	0.7656	90.6007	0.8478	56.3956	0.3183
O + ABC	95.3048	0.9221	92.9126	0.8835	56.8865	0.3253

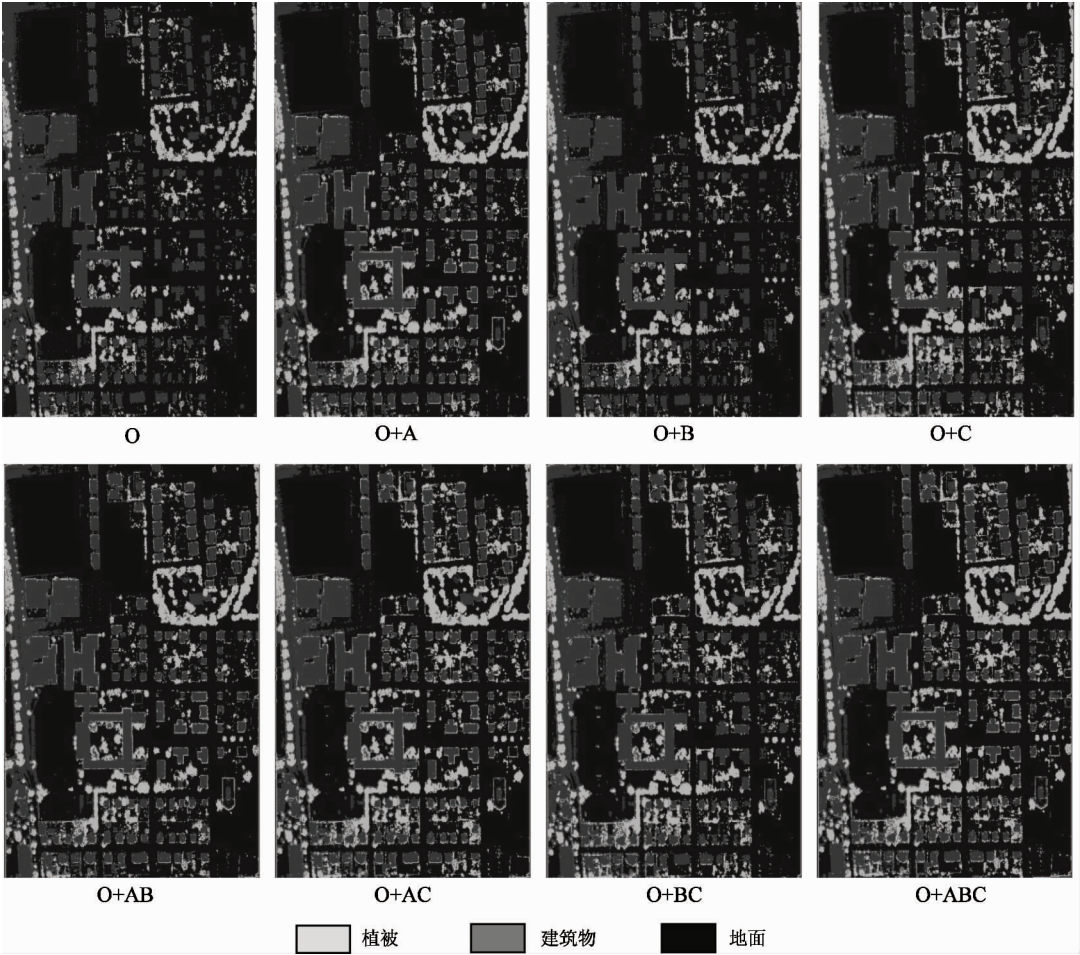


图 5 马氏距离分类结果

第二组实验分析添加纹理特征的极限性。在进一步的实验中,选择并提取熵(Entropy)和均匀性(Homogeneity)两种纹理特征依次加入组合 O + ABC 中进行分类。表 4 为三种分类方法下的分类精度评估。与表 3 比较,可知在依次加入两种纹理特征后,

不论是利用最大似然分类法、马氏距离分类法,还是最小距离分类法,分类精度都逐渐降低。综上,纹理特征的加入提高了分类精度,但并不是分类特征越多越好,纹理特征的添加是有极限性的。

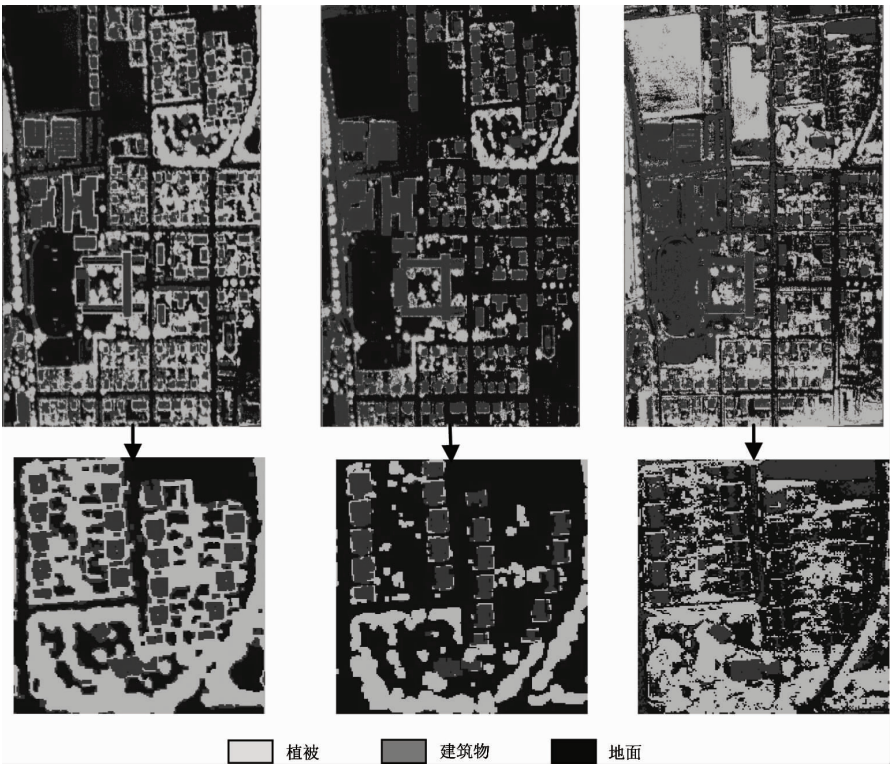
表 4 分类精度评估

	最大似然分类		马氏距离分类		最小距离分类	
	总体分类精度(%)	Kappa 系数	总体分类精度(%)	Kappa 系数	总体分类精度(%)	Kappa 系数
熵	94.1891	0.9039	92.1003	0.8708	56.8776	0.3252
均匀性	93.7427	0.8968	92.0376	0.8655	56.8765	0.3253

2.2 最佳纹理组合精度评价

经过各种纹理组合分类对比最终可选出一组最佳纹理组合,即 O + ABC。图 6 为 O + ABC 组合分

别在最大似然分类、马氏距离分类和最小距离分类三种分类方法下的分类结果图。



左图为最大似然分类,中图为马氏距离分类,右图为最小距离分类

图 6 三类地物分类结果图

从图 6 来看,最大似然分类结果图中植被和地面能够较好地分出,部分建筑轮廓被错分为植被,地面存在小部分灰色噪声;马氏距离分类整体较好,但左边道路区域被错分为建筑;最小距离分类存在较大误差,大范围的地面被错分为植被或建筑。

混淆矩阵主要用于比较分类结果和实际测得值,是一种常用的图像精度评价。混淆矩阵表中的每一列数值代表了实际类别的像元在分类图像中对应于相应类别的数量,混淆矩阵的每一行数值代表了分类后某类型像元在实测像元相应类型中的数量。制图精度是指整个图像中正确分为某一类的个

数与该类真实参考总数的比率。用户精度是指正确分为某一类的像元总数与整个图像的像元分为该类的像元总数的比率。表 5 为未加纹理的原始波形数据图像分类结果的混淆矩阵。

表 6 为最佳纹理组合分类结果的混淆矩阵。通过表 5 和表 6 的混淆矩阵的比较,可见加入最佳纹理组合后分类结果中的建筑和植被的用户精度和制图精度大都高于未加入纹理的分类精度。在这三种分类方法中,最大似然分类方法获得的制图精度和用户精度最高,马氏距离分类次之,最小距离分类最差。

表 5 原始波形数据图像(O)分类结果混淆矩阵

		建筑物	植被	地面	制图精度(%)	用户精度(%)
最大似然	建筑物	4305	28	21	69.27	98.87
	植被	198	2982	1	98.87	93.74
	地面	1712	6	1950	98.88	53.16
马氏距离	建筑物	5189	101	3	83.49	98.04
	植被	28	2564	0	85.01	98.92
	地面	998	351	1969	99.85	59.34
最小距离	建筑物	58.60	6.13	20.49	58.60	86.08
	植被	18.31	80.07	67.75	80.07	49.40
	地面	23.09	13.79	11.76	11.76	11.14

表 6 最佳纹理组合(O+ABC)分类结果混淆矩阵

		建筑物	植被	地面	制图精度(%)	用户精度(%)
最大似然	建筑物	5733	4	34	92.24	99.34
	植被	145	3009	3	99.77	95.31
	地面	337	3	1935	98.12	85.05
马氏距离	建筑物	5609	43	12	90.25	99.03
	植被	49	2840	0	94.16	98.30
	地面	557	133	1960	99.39	73.96
最小距离	建筑物	3685	194	397	59.29	86.18
	植被	1130	2420	1307	80.24	49.82
	地面	1400	402	268	13.59	12.95

表 6 中在总体分类精度和 Kappa 系数上,加入最佳纹理组合后的分类结果(O+ABC)的总体分类精度和 Kappa 系数都高于未加入纹理特征的分类结果(O)。三种分类方法中,最大似然分类的精度提高的幅度最大,总分类精度和 Kappa 系数分别提高了12.8534%和0.1919,马氏距离分类效果次之,最小距离分类最差。

综上所述,加入纹理组合特征的分类在本次研究中取得了较好的分类效果。分类过程中,提取高程特征的数据范围和均值、回波次数特征的二阶矩这三种纹理特征叠加到分类图像中,采用最大似然法进行分类能够得到较好的分类效果。

3 结 论

将纹理特征和波形特征叠加应用于 LiDAR 数据分类中的研究较少。本文讨论了机载 LiDAR 数

据中如何使用波形特征及其纹理信息来提高分类精度的问题,并对整个分类流程和关键步骤进行了详细论述。同时,研究了分类特征的不同组合对分类结果的影响,并得到一个最佳的纹理和波形特征组合方案。通过对分类结果定性和定量的对比分析表明,加入纹理特征的 LiDAR 数据分类精度得到了较大提高,且并不是加入越多特征越好,添加纹理特征具有极限性。讨论了不同分类方法在同样特征组合下的优劣,比较了常用分类方法对同一特征组合的适应性。而在特征组合前如何对特征进行更有效的筛选是将来需要进一步研究的内容。

参考文献

[1] Mallet C. Full-waveform topographic Lidar: State-of-the-Art. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2009, 64: 1-16

[2] Johannes H, Barbara K. Exploring full-waveform LiDAR parameters for tree species classification. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*,

- 2011,13:152-160
- [3] Heinzel J, Koch B. Exploiting full-waveform LiDAR parameters for tree species classification. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2011,13:152-160
- [4] Reitberger J, Krzystek P, Stilla U. Analysis of full waveform LIDAR data for the classification of deciduous and coniferous trees. *International journal of remote sensing*, 2008,29(5): 1407-1431
- [5] Fieber K D, Davenport I J, Ferryman J M, et al. Analysis of full-waveform LiDAR data for classification of an orange orchard scene. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2013,82:63-82
- [6] 林晓峰. 基于纹理特征的遥感图像分类算法研究[硕士学位论文]. 大连:大连理工大学自动化系,2007. 1-7
- [7] Nardinocchi C. Classification and filtering of laser data. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2003,34(3/W13): 1-7
- [8] 刘经南,张小红. 利用激光强度信息分类激光扫描测高数据. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2005,30(3): 189-193
- [9] 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. *遥感学报*, 2011,15(3):546-553
- [10] 刘萌萌,刘亚岚,孙国庆等. 结合纹理特征的 SVM 样本分层退敌覆盖分类. *遥感技术与应用*, 2014,29(2): 315-323
- [11] 赵源萌,王岭雪,金伟其等. 基于区域直方图统计的灰度图像色彩传递方法. *北京理工大学学报*, 2010,32(3):322-326
- [12] Richards J A, Jia X. Remote sensing digital image analysis. 5. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2013. 148-150
- [13] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I H. Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1973, (6):610-621
- [14] Anys H, Bannari A, He D C, et al. Texture analysis for the mapping of urban areas using airborne MEIS-II images. *Proceedings of the First International Airborne Remote Sensing Conference and Exhibition*, 1994,3:231-245
- [15] 高程程,惠晓威. 基于灰度共生矩阵的纹理特征提取. *计算机系统应用*, 2010,19(6):195-198
- [16] 黄昕,张良培,李翠琳. 基于小波变换的影像纹理特征提取试验. *测绘信息与工程*, 2005,30(6):7-9

Effect of combinations of texture and waveform features on airborne LiDAR data classification

Zhang Aiwu, Li Tao, Li Hanlun, Duan Yihao, Meng Xiangang

(Key Laboratory of 3D Information Acquisition & Application, Ministry of Education,
Capital Normal University, Beijing 100048)

(Engineering Research Center of Spatial Information Technology, Ministry of Education,
Capital Normal University, Beijing 100048)

Abstract

Texture and waveform features were applied to LiDAR data classification, and the best combination of texture and waveform features was researched. Firstly, the waveform feature information of elevation, echo width, amplitude and number of echo times were extracted from LiDAR full-waveform data, and they were transferred into a waveform feature image. Then, multiple texture feature images were extracted by gray histogram and gray-level co-occurrence matrix (GLCM), and these images were overlapped with the waveform feature image to generate a multi-dimensional feature image. Finally, the impact of different combinations of texture and waveform features on the classification was analyzed, and the best combination was found. The adaptability of the different classifiers to combinations was also explored. The experimental results show that some texture features can improve the classification accuracy, but this does not mean more features leads to better classification accuracy. Only the best combination can take advantage of texture and waveform features and make a high classification accuracy.

Key words: LiDAR, waveform feature image, texture, classification