

引用格式:袁鹏飞,黄荣刚,胡平波,等.基于多光谱LiDAR数据的道路中心线提取[J].地球信息科学学报,2018,20(4):452-461. [Yuan P F, Huang R G, Hu P B, et al. Road axis extraction method based on multi-spectral LiDAR data[J]. Journal of Geo-information Science, 2018,20(4): 452-461.] DOI:10.12082/dqxxkx.2018.170634

基于多光谱LiDAR数据的道路中心线提取

袁鹏飞¹,黄荣刚²,胡平波¹,杨必胜^{1*}

1. 武汉大学 测绘遥感信息工程国家重点实验室,武汉 430079; 2. 中国科学院测量与地球物理研究所 大地测量与地球动力学国家重点实验室,武汉 430077

Road Extraction Method Based on Multi-spectral LiDAR Data

YUAN Pengfei¹, HUANG Ronggang², HU Pingbo¹, YANG Bisheng^{1*}

1. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China;

2. Institute of Geodesy and Geophysics, Chinese Academy of sciences, Geodetic and geodynamic national key laboratory, Wuhan 430077, China

Abstract: Because of the little elevation difference between road points and ground points, and the similar laser reflection intensity between them, it is relatively hard to extract the road from lidar data at present. Furthermore, the same elevation and reflection intensity among the road, square and park makes the square and park being mistaken as road unavoidable in the city environment. In order to use the three-dimensional and multi-spectral information of the LiDAR comprehensively in this paper, data preprocessing which containing the point cloud filtering, sample collection and the data fusion is conducted first. The purpose of the filtering is to get the ground points from the LiDAR data, and the data fusion achieves the consistency of the multi-spectral LiDAR data. Then, the statistical features of the ground points can be obtained based on the intensity, the density and the flatness. To describe the road's strip feature for distinguishing road from the square and park, the strip local binary feature (SLBF) is proposed. The SLBF is gained in a circular region which are intensity comparisons between the central position and every circular region position, and it is represented by a 96-dimension feature with value of 0 or 1. The LiDAR data is then classified as the road and non-road points by the features (Statistics-Based Feature, SBF and Stripe Local Binary Feature, SLBF) proposed above through a random forest classifier. After a further refinement by an Euclidean clustering, the road axis points are extracted by the thinning of the road points step by step by the iterative corrosion boundary method. In this paper we project the LiDAR data to the horizontal plane and use the K3M method to extract the center line of the road, and then re-project it back to the three-dimension space. Finally, the extracted road axis points are vectorized as the final result of the method. We used the multi-spectral point cloud data of the Waddenzee region to verify the method proposed in the paper. The result of the experiment shows that the completeness of the road axis vectorization achieves 94.15%, the accuracy achieves 97.95%, and the precision reaches 92.28%. The experiment shows that the proposed method

收稿日期 2017-12-25;修回日期:2018-03-25.

基金项目 国家自然科学基金重点项目(41531177). [**Foundation item:** National Natural Science Foundation Key Project of China, No.41531177.]

作者简介 袁鹏飞(1991-),男,硕士生,摄影测量与遥感专业,主要从事激光雷达点云数据处理研究。

E-mail: pfyuan1991@foxmail.com

*通讯作者 杨必胜(1974-),男,教授,博士生导师,主要从事激光雷达数据特征提取与三维重建,多源空间数据多尺度几何建模,智能位置服务等研究工作。E-mail: bshyang@whu.edu.cn

can extract the road points efficiently, and vectorize the road axis correctly, it can be applied to many kinds of environments such as urban and forest as the designed features have the invariance of environments.

Key words: multi-spectral LiDAR; road extraction; local binary feature; random forest classifier; vectorization

***Corresponding author:** YANG Bisheng, E-mail: bshyang@whu.edu.cn

摘要 针对城市三维激光点云中,道路与地面高程相差小、激光反射强度相近使得道路提取困难;广场、停车场等地物的高程、反射强度与道路极为相近,容易产生错误提取的问题。本文设计了一种描述道路条带信息的局部二进制特征(Stripe Local Binary Feature, SLBF),结合LiDAR数据中的三维信息和多光谱信息获得基于强度、密度和平坦度等统计特征(Statistics-Based Feature, SBF),并采用随机森林分类器实现了机载点云中道路路面点云和非道路路面点云的有效提取。通过欧式聚类精化道路点云和迭代腐蚀边界细化中心线,进而获得矢量化的道路中心线。以Waddenzee区域的多光谱机载点云数据进行实验验证,道路中心线提取结果的完整度达到94.15%,准确度达到97.95%,精度达到92.28%。实验结果表明,该方法可以有效地提取道路中心线,同时由于设计的特征具有不变性,能够适用于城市和林间小路等各种环境。

关键词 多光谱机载激光点云;道路提取;局部二进制特征;随机森林分类器;矢量化

1 引言

道路对于城市规划、导航、灾难管理有着重要的作用,因此快速地提取和及时地更新道路网对交通运输管理、安全分析、环境感知、任务规划以及在突发事件和应急响应中的战术决策十分必要,对“智慧城市”的构建具有极其重要的意义。机载激光雷达技术可以快速的获取地表高精度的三维点云数据,为道路信息的提取提供了一种准确、可靠的数据源。目前对道路提取方法的研究中,比较成熟的方法是利用遥感影像或遥感影像结合机载激光点云对道路进行提取,然而从遥感影像中提取道路存在着较高物体遮挡道路导致道路网的不完整、道路模型选择因影像而异^[1]、树木等物体阴影导致光谱的方差变大及道路表面的辐射均匀性降低^[2]等问题,此外,道路与具有类似辐射值的其他物体降低了最后的准确性^[3]。因此从遥感影像中精确地提取道路越来越繁重^[4]。近几年来,越来越多的方法通过机载LiDAR或机载LiDAR结合遥感影像来提取道路,目前常见的方法可以分为特征约束法、数据辅助法、模板匹配法和机器学习法。

基于多重特征约束进行道路提取的方法占大多数,但是其中涉及较多的阈值,不同的数据需要适当的调整阈值。彭检贵等^[5]先利用机载LiDAR点云的高程和强度特征获取得到初始道路点云,然后使用基于边长和面积阈值的约束Delaunay不规则三角网方法对初始道路点云进行精化,最后采用 α -Shapes方法从精化后的道路点集中提取得到道路中心线;龚亮等^[6]提出一种利用强度信息聚类提取机载LiDAR点云道路的方法,并综合利用回波次数

与高程特征对分类结果进一步地精化,最后得到了道路点云;Li等^[7]通过强度、高度、面积等多重约束提取对道路进行提取,但是需要的阈值太多,且容易将停车场、广场等错分为道路点。

基于数据辅助的方法则利用已有的数据和道路的特征进行道路候选点的确定,然后进行区域的分割合并等操作确定最终的道路区域;Liu等^[8]通过已有的道路网数据,对机载LiDAR进行形态学滤波,然后通过构建缓冲区进而更新道路网;李怡静等^[9]则结合影像数据,对滤波后的点云强度信息获取初始道路中线及道路关键点,结合高分辨率遥感影像光谱数据多重信息建立道路模型,并以优化后的道路关键点作为种子点利用动态规划计算模型最优解,进一步提取得到道路网。

模板匹配法目前的研究较少,主要由于LiDAR数据的不规则性导致其计算效率过低;Zhao等^[10]首先利用形态学滤波将点云分为地面点和非地面点,然后分别对两部分利用道路模板对地面道路和高架桥部分进行提取,并通过投票机制获得各部分道路的方向,最后二者组成了完整的道路网,该方法能够较完整的将道路网提取出来,但是效率却比较缓慢。

基于机器学习的道路提取方法是目前研究比较主流的方法,但是基于LiDAR的研究还比较少;Ferraz等^[11]首先利用坡度、粗糙度、坡度梯度等特征通过随机森林分类器将点云分为道路点和非道路点,然后构图通过最小能量函数做进一步的优化,最后通过基于对象的图像分析的方法提出了带有特征的道路模块,该方法主要用于森林道路、山路的提取;此外Schmidt等^[12-13]利用该区域的全波形机

载LiDAR,通过条件随机场等算法对该瓦登海区域数据进行了分类,将其分为陆地、泥滩、河床、水域4类。

近期,惠振阳等^[14]系统地阐述了从LiDAR中进行道路提取的各个过程、存在的问题以及对应的处理方法,文中指出机载LiDAR点云进行道路提取时由于道路点云与地面点云高程相差很小、激光反射强度相近,导致道路提取一直是一个难点。

针对LiDAR中提取道路点云阈值过多且难以确定具体数值,城市中广场和道路难以区分等问题,本文首次利用机载LiDAR数据的多光谱信息以及本文提出的针对道路条状形态的局部二进制特征(SLBF),并结合强度、高程以及由其衍生的一系列特征,通过随机森林分类器对多样的道路面进行初始地提取,然后通过欧式聚类剔除误分的杂点后,最后对提取的中线进行了矢量化。

2 道路中心线提取及矢量化方法

本方法首先对得到的激光点云进行数据预处理,其中包括点云滤波、样本采集和数据融合。点云滤波是对多光谱LiDAR的各个波段点云进行地面点提取;样本采集则是对多光谱LiDAR数据中的基础波段(532 nm)进行部分道路点和非道路点的数据手动标记;数据融合是以基础波段点云为参照

点云利用最邻近搜索法将多光谱LiDAR数据的地面点云部分进行单点的一致性表示。然后,对融合后的地面点云计算出分类所需要的一系列特征,主要分为基于多光谱信息和三维信息的统计特征(Statistics-Based Feature, SBF)及描述道路条状信息的局部二进制特征(Strip Local Binary Feature, SLBF),其中SBF可以很好地利用多光谱LiDAR的多光谱信息和三维信息将林间道路和大部分城市道路进行提取。相比较于传统LiDAR,多光谱LiDAR综合利用了各个波段的可区分性信息将道路与地面的区分性增大从而更好地将道路进行提取,而SLBF则主要针对城市中的广场、停车场等与道路反射强度相同,具备较为平坦等特性的物体进行设计,其可以很好地剔除将大面积的广场和停车场。其次,利用采集好的训练样本对随机森林分类器进行分类训练,并用训练得到的分类器将其他非标记样本分为初始道路面点和非道路点,接着对初始道路面点进行欧式聚类,将聚类块较小的点云块作为杂乱点剔除从而得到最终的道路点云。最后,通过迭代腐蚀边界将道路中线提取出并矢量化。本文提出的道路点云提取流程如图1所示。

2.1 数据预处理

2.1.1 点云滤波

本文采用文献[15]中的方法对各个波段的原始机载点云进行滤波,该方法采用点云分割滤波和形

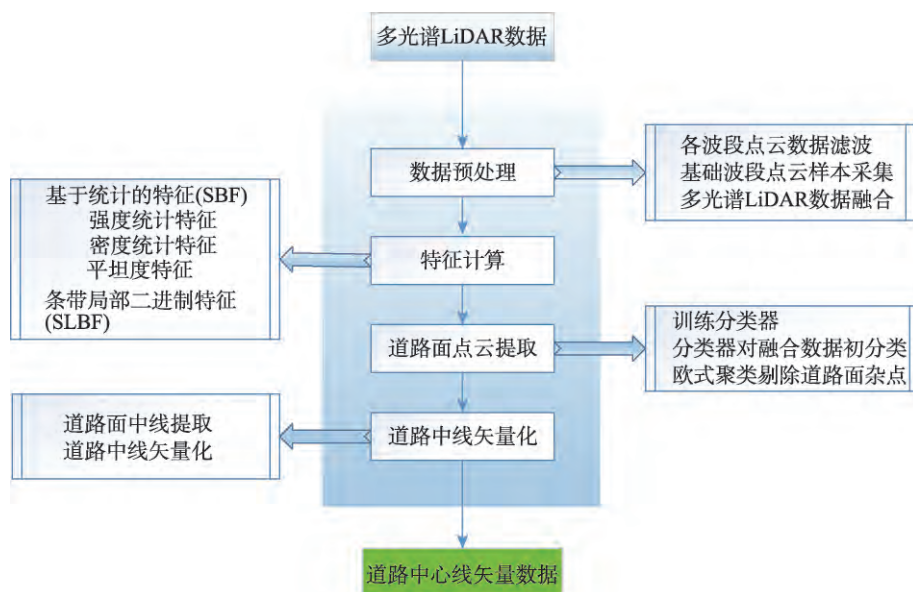


图1 方法流程图

Fig. 1 Flow chart of proposed method

态学滤波对点云进行自适应分区处理。首先,利用平滑约束的点云分割方法对点云分割,根据面片点数将其分为面片集和离散点云集;然后,采用点云分割滤波和形态学滤波分别对面片集和离散点云集进行处理,将面片集分成地面面片和非地面面片,离散点云集分成地面点云和非地面点云;最后将地面面片中的点和离散点云集中的地面点云合并得到最终的地面点。在处理的过程中,由于点云密度较大,因此在进行滤波的同时对点云进行了随机采样抽细处理。

通过对点云进行滤波得到所有波段的地面点云,接下来的样本采集等工作,都将基于得到的地面点云进行。地面点的提取在减少数据量的同时,也保证了有用信息得到保留。

2.1.2 样本采集

本文样本的采集工作采用 TerraSolid 软件的 TerraScan 模块完成。TerraScan 模块是 TerraSolid 公司用来处理 LiDAR 点云数据的软件之一,具有手动标志点云类别的功能。本文将多光谱点云数据的 532 nm 波段作为基础波段,对其进行样本的采集,其中正样本涵盖各种道路的采集,负样本主要采集了城市部分的停车场以及其他非道路部分,正负样本覆盖范围广,代表性强。

2.1.3 数据融合

本文实验数据多光谱 LiDAR 数据由 3 个波段组成,其中基础波段中大部分道路点的强度要高于其他非道路点的强度,其他 2 个波段(1064 nm 和 1550 nm)的强度分布基本与基础波段一致,但是 1550 nm 波段的道路强度与非道路强度的差别更加明显,而在城市中沥青道路的强度要低于周边的非道路点的强度,这在 1064 nm 波段的点云中比较明

显。由于最后的特征是基于每个点的 3 个波段反射强度进行统计计算得到的,而现用的 3 个波段并不是每个点对应 3 个反射强度的关系,因此对这 3 个波段的反射强度信息进行融合,从而得到最终特征计算所需要的数据结构十分必要。多波段反射强度信息融合过程可用式(1)进行表示。

$$\begin{aligned} P_1(X_1, Y_1, Z_1, I_1), P_2(X_2, Y_2, Z_2, I_2), \\ P_3(X_3, Y_3, Z_3, I_3) \rightarrow P(X, Y, Z, I_1, I_2, I_3) \end{aligned} \quad (1)$$

式中: P_1 为波段 532 nm 中的点; P_2 为波段 1064 nm 中的点; P_3 为波段 1550 nm 中的点。

三者的对应关系的确立过程为:利用基础波段中的每个点作为搜索点,分别在 1064 nm 波段和 1550 nm 波段中找到最近的一个点。如果在这 2 个波段中找到的点与搜索点的距离小于 d_{thre} ,那么最终生成的点 P 则为要进行特征计算的点,且点 P 的坐标为基础波段中点 P_1 的坐标, I_1, I_2, I_3 分别为该点以及其搜索到的另外 2 个波段点云最近点的反射强度;否则舍弃该点。

2.2 特征计算

对于本文选取的特征,主要分为基于多光谱信息和三维信息的统计特征(Statistics-Based Feature, SBF)及描述道路条状信息的局部二进制特征(Stripe Local Binary Feature, SLBF)。

2.2.1 基于统计的特征(SBF)

SBF 可以很好地利用多光谱 LiDAR 的多光谱信息和三维信息将林间道路和大部分城市道路进行提取,其中大致可以分为强度统计特征、密度特征和平坦度特征。详细的特征计算如表 1 所示。

$$dispersion = \sqrt{\frac{(H_{pt} - H_{aver})^2}{k-1}} \quad (2)$$

表 1 基于统计的特征

Tab. 1 The statistics-based features

特征	统计计算方式	意义
强度统计特征	3 个波段的反射强度以及这 3 个波段的平均反射强度、每 2 个波段的平均强度、另 2 个波段与基础波段反射强度的差值 3 个波段反射强度最大和反射强度最小的波段标识:532 nm 波段标识为-1;1064 nm 波段标识为 0;1550 nm 波段标识为 1 当前点 k 领域点的 3 个波段的平均反射强度、最大反射强度与最小反射强度差值、反射强度的标准差	利用强度的一系列统计特征进行道路的提取,是道路提取的最重要的特征,也是区分度最大的特征
密度特征	当前点附近的点个数,采用当前点半径 r_i 领域内的点个数表示	主要利用道路点附近密度大,不是离群点这一特性
平坦度特征	当前点 k 领域点的平均高度与改点高度的差值、 k 领域点最大高度与最小高度的差值 当前点的离散度,离散度计算公式见式(2)	主要利用道路比较平坦这一特性进行设计,可以很好的将非平坦,高强度,大密度的点进行剔除

式中: H_{pi} 为当前点的高度; H_{aver} 为当前点 k 领域点的平均高度。

2.2.2 描述条状信息的局部二进制特征(SLBF)

SLBF则主要针对城市中的广场、停车场等与道路反射强度相近,也具备较为平坦等特性的物体进行设计,其目的是为了很好地将大面积的广场和停车场进行剔除,从而更好地对城市道路进行提取。表示道路条状形态的局部二进制特征为96维的特征。其计算方式如下:

以当前点为基准点,分别计算出以 $dis=d, 2d, 4d, 8d$ 共4个距离, $\theta=0^\circ, 15^\circ, 30^\circ, \dots, 330^\circ, 345^\circ$ 共24个方向的虚拟点,其中虚拟点的坐标计算如式(3)所示。

$$\begin{cases} X_{vir} = X_{this} + dis \times \cos(\theta) \\ Y_{vir} = Y_{this} + dis \times \sin(\theta) \\ Z_{vir} = Z_{this} \end{cases} \quad (3)$$

点 $P_{this}(X_{this}, Y_{this}, Z_{this})$, $P_{vir}(X_{vir}, Y_{vir}, Z_{vir})$ 分别代表基准点和虚拟点。

然后以虚拟点为搜索点,搜索半径 r_2 领域内的点,最后该虚拟点的二进制标识设置原则为式(4)。

$$binary = \begin{cases} 1, & \text{if } |I532_{this} - I532_{aver}| < I_{thre1}, |I1064_{this} - I1064_{aver}| < I_{thre2}, |I1550_{this} - I1550_{aver}| < I_{thre3} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $I532_{this}$, $I1064_{this}$, $I1550_{this}$ 分别为基准点的3个波段的反射强度, $I532_{aver}$, $I1064_{aver}$, $I1550_{aver}$ 分别为虚拟点的领域点3个波段的反射强度均值, I_{thre1} ,

I_{thre2} , I_{thre3} 分别为3个波段的强度阈值。

最终得到96个二进制值,分别从内到外逆时针统计得到的二进制数据串,即为最终用于区分道路和广场等大型场地的局部二进制特征。图2分别为一个广场和一条道路的二进制特征,图中广场和道路的截取是在统一尺度下得到的。

2.3 道路面点云提取

随机森林是一种比较新的机器学习模型,主要应用于回归和分类,本文主要基于随机森林进行分类。随机森林由 Breiman 在文献[16]中提出,其实质是对决策树算法的一种改进,将多个决策树合并在一起,每棵树的建立依赖于一个独立抽取的样品,森林中的每棵树具有相同的分布,分类误差取决于每一棵树的分类能力和它们之间的相关性。考虑到随机森林分类器训练速度快,容易做成并行化方法,而点云数据量本身较大,并且点云逐点分类算法便于利用并行化进行加速,因此本文选择随机森林作为点云分类的分类器。

本文首先利用采集的正负样本计算得到的特征进行随机森林分类器的训练,并将训练得到的分类器存储起来;然后,利用存储的分类器对所有的点云计算得到的特征进行分类,得到每个点云的类别,将其输出至文本文件;最后,将类别属性为道路的点云输出,作为初始道路面点云,对其进行欧式聚类,并将欧式聚类块点数较少的点作为杂点进行剔除从而得到最终的道路面点。

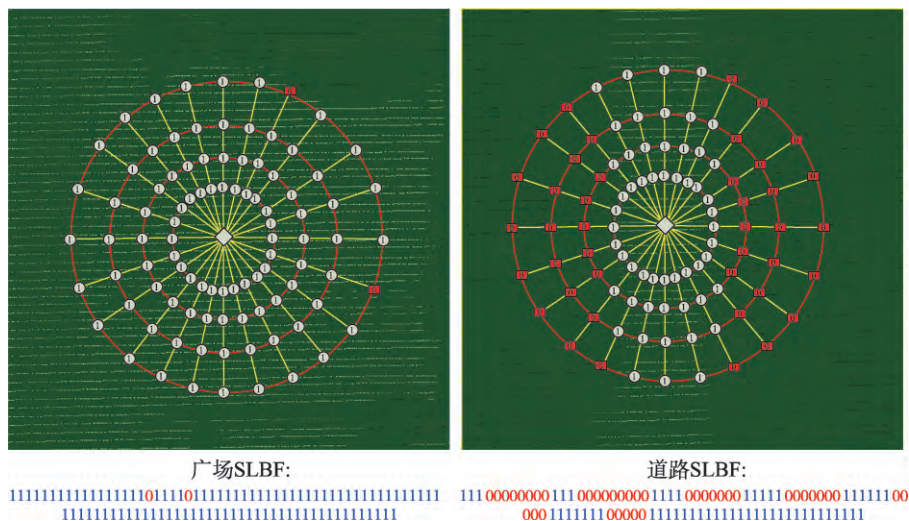


图2 广场和道路的二进制特征

Fig. 2 The binary features of road and square

2.4 道路中线矢量化

2.4.1 道路中线提取

本文道路中线的提取通过将提取得到的道路面投影到XOY平面并栅格化后在图像中进行图像骨架的提取,然后将提取得到的骨架线再次恢复至三维点中。图像中骨架线的提取可以认为是图像细化的产物,目前已经有许多细化算法,这些算法得到的骨架可能略有差异。本文采用Khalid Sheed的K3M算法^[17]。该算法主要通过迭代腐蚀边界实现,其思想是假定从二值图像中物体的边界处同时开始燃烧,物体就会被逐步细化,但在燃烧过程中要保证满足一定条件的点被保留或者被“烧掉”,以确定燃烧结束后,剩下的最后一个像素宽的图像为图像的骨架。一般来讲,为了满足计算的速度要求和算法的准确,迭代中算法会对图像边界上某点的 3×3 邻域内进行检查,判断是否满足要求。

2.4.2 道路中线矢量化

由于获取的道路中线每个点仍然处于一种无序的状态,所以需要对其按照道路延伸方向进行排序同时将一些杂余点利用道格拉斯-普克算法^[18]进行剔除。具体的算法见图3。

经过上述算法对提取的道路中线矢量化后,仍有小部分矢量化线没有准确地连接起来,因此需要后续矢量化线的重连接,并将重连接后小于一定长度的道路矢量线删除,得到最终的道路中心线矢量数据。

3 实验分析

3.1 实验数据

本文以Optech公司于2015年4月在Wadden-zee地区采集的多光谱LiDAR数据为实验数据,该数据的采集高度为457.2 m,采用了Titan多光谱扫描仪,该扫描仪具有3个通道同步采集数据,其中564 nm通道可以穿透水面采集海底数据,采集数据后利用Optech's LMS软件对3个通道的数据进行自动化地标定,整个过程小于2 h。Wadden-zee地区位于加拿大安大略省托伯莫里区,该区域既有曲折延伸、跌宕起伏的乡村道路,也有宽阔平坦、规则通达的城市公路,因此对于道路的提取具有较大的挑战。针对这样的情况,多光谱机载LiDAR的各个通道波段对于不同的道路具有不同的反射强度,对于分类有更高的精度。

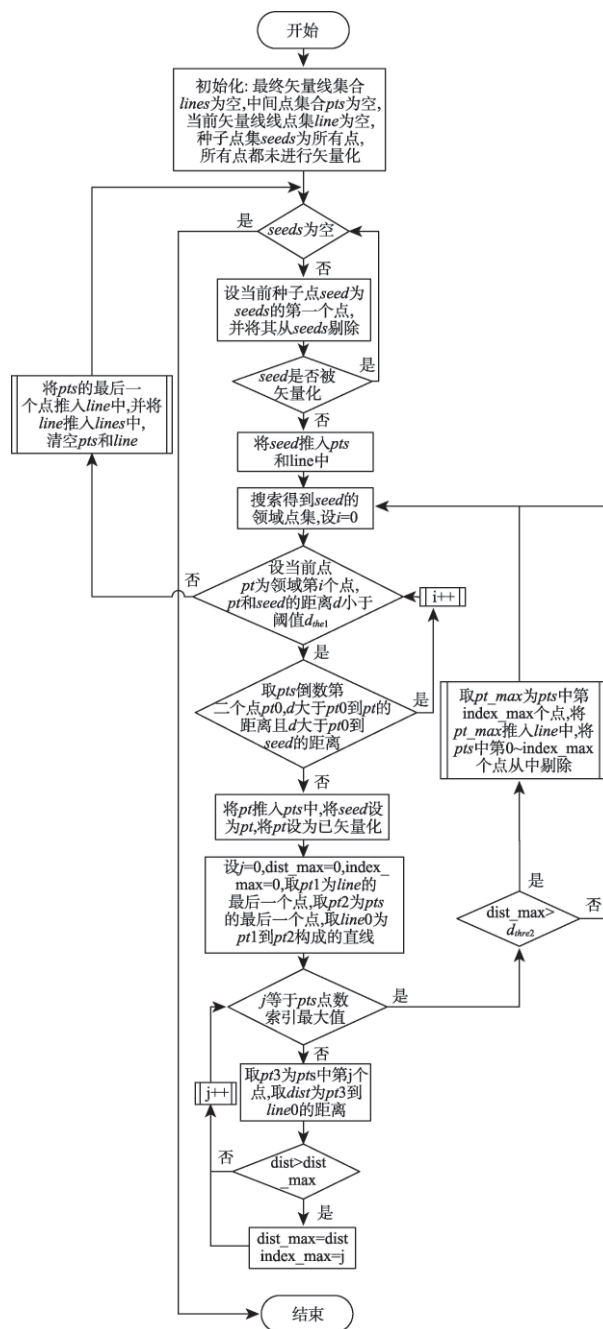


图3 道路中线矢量化流程图

Fig. 3 A flowchart of road axis vectorization

Wadden-zee区域的3个波段原始激光点云分别如图4(a)-(c)所示。其中,532 nm波段点云共有33 083 665个数据点,1064 nm波段点云共有25 727 366个数据点,1550 nm波段点云共有42 818 466个数据点。其中,正样本涵盖各种道路的采集,主要包括位于林间的乡村小道,城市中的宽阔道路中心以及边缘;负样本主要采集了城市部分的停车场以及其他非道路部分,包括低矮植被,海滩,海水部分和

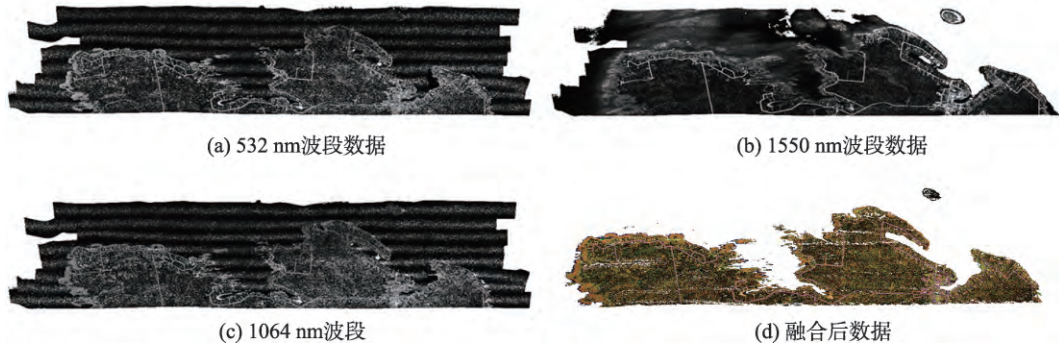


图4 Waddenzee区域多光谱机载点云

Fig. 4 The multispectral airborne lidar point cloud of Waddenzee

城市中的停车场及广场非边缘部分。正负样本覆盖范围广,代表性强。

3.2 实验结果

在每个波段进行滤波下采样后,对532 nm波段的第4条带进行了样本采集,将样本分为了训练集和测试集,利用训练样本集进行模型的训练,测试集进行精度的评价,训练过程采用了交叉验证的训练策略。接着对3个波段的点云进行融合,融合后的点云共有6 712 529个数据点,利用3个波段的反射强度作为RGB的3个通道,得到的点云如图4(d)所示。在数据融合中,本文采用 $d_{thre}=0.5$ m。

在计算统计特征时,实验中采用 k 取30,计算点密度时 r_1 取2 m;在计算二进制特征时,起始距离 d 根据道路的宽度而定,实验中 d 取4 m,搜索半径 r_2 取0.5 m,强度阈值 I_{thre1} , I_{thre2} , I_{thre3} 采用了自适应阈值,即分别为基准点领域范围内3个波段反射强度的最大值与最小值差值乘以比例分子 b ,该值越小,对道路的提取则越严格,实验中 $b=0.2$ 。实验中聚类距离阈值为10 m,聚类块点数阈值为500,聚类后将点数小于该阈值的聚类块内的点剔除,最终结果如图5所示。

由图5可看到,该区域的主干道路基本上被完

整的提取出。对城镇部分进行放大,如图6所示,图中的红框区域为原先的广场或停车场,可以看到广场、停车场部分成功地被剔除,由此可以证明本文设计的表示道路条状形状的二进制特征的有效性。

利用2.4.1节方法对其中心线进行提取,得到该区域的道路中心线并矢量化,其结果如图7所示,其中放大的部分是该区域的城镇部分矢量化结果。

3.3 SLBF特征分析

本文在2.2.2节对SLBF特征的计算有了详细的介绍,同时也对道路和广场的SLBF特征进行了展示。下文将对SLBF特征的区别性以及其计算效率进行简要的分析。

在本文的实验结果展示部分,SLBF特征计算的初始 d 为4 m,这主要取决于本研究数据中道路的最大宽度在20 m以内,而广场与停车场的长度与宽度基本上在30 m以上(图2中的广场的长、宽在50 m以上)。这样就使得计算的道路点 dis 为 $8d$ 甚至 $4d$, θ 为道路宽度方向的二进制特征必然为0(因为此时相应的虚拟点必然会延伸到非道路部分,即使在边缘一侧区域时,对应另一侧边缘也会延伸出去而会变为0,见图8中的道路边缘点SLBF),而在道路的延伸方向则一定是道路部分,因而局部二进



图5 最终的道路面提取结果

Fig. 5 The final result of road extraction

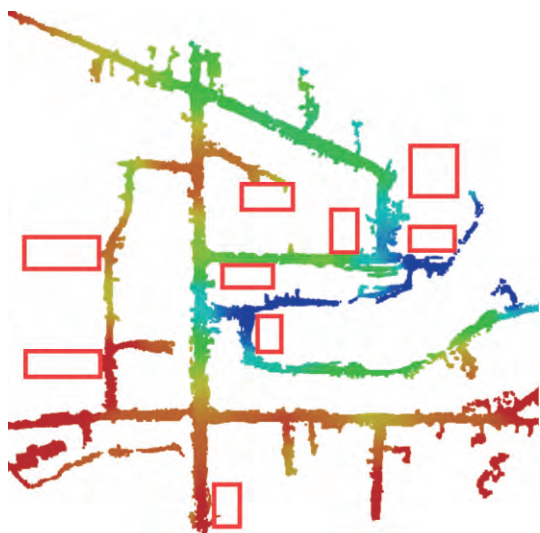


图6 Waddenzee区域城镇部分的道路面提取结果

Fig. 6 The road extraction result of town region in Waddenzee

制特征为1。而对于一些较小(宽度在30 m左右)的广场或停车场,即便中间的点在计算SLBF时, dis 为 $4d$, θ 为宽度方向的虚拟点依然位于广场或停车场内部,而道路在这种情况下时的虚拟点位置却位于非道路部分,即便在道路的边缘区域(图8)也会延伸至非道路部分。图8展示了一条较宽道路边缘点的SLBF特征和广场边缘点的SLBF特征,相比较于道路和广场的中部点而言,他们的边缘点的SLBF特征区分性受初始 d 的影响最大,较小的 d 会导致较宽道路边缘点被腐蚀(分为非道路部分)。当然,对于一些宽度较小的并且具有道路条带形特征的停车场或广场,例如一些类道路的条状停车场,其

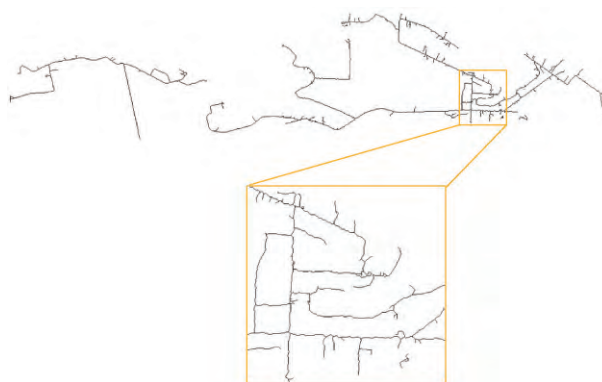


图7 Waddenzee区域道路中心线矢量化结果及城镇部分矢量化结果

Fig. 7 The road axis vectorization result in Waddenzee and the result of town region

SLBF特征与道路的SLBF特征并不具有区分性,而这种情况下,广场、停车场与道路的界定在非语义状况下很难确定,只能依靠一些语义的信息进行判定。因此,SLBF特征主要针对于城市中的大部分的广场、停车场(如本文实验数据中宽度大于20 m或者不具备条带形状)与道路部分的区分。

通过上述分析,可以得到广场、停车场区别于道路主要在于2个因素,即不具有条带特征和宽度大于某一设定的值。如果广场、停车场只要具备一条,则SLBF可以很好地区分其与道路,否则只能借助于语义信息进行区分。除了典型的直行道路的SLBF外,图9分别展示了道路拐角处、三叉路口和十字路口处的SLBF特征。

二进制特征的计算,首先需要计算获得96个虚

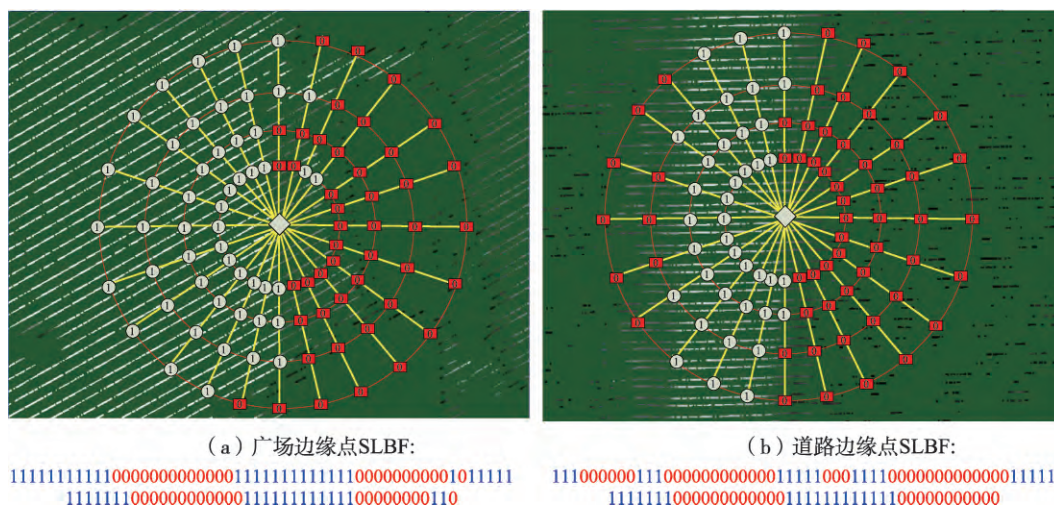


图8 SLBF区分性较小的道路与广场边缘点

Fig. 8 Less SLBF distinction between the road edge points and the square edge points

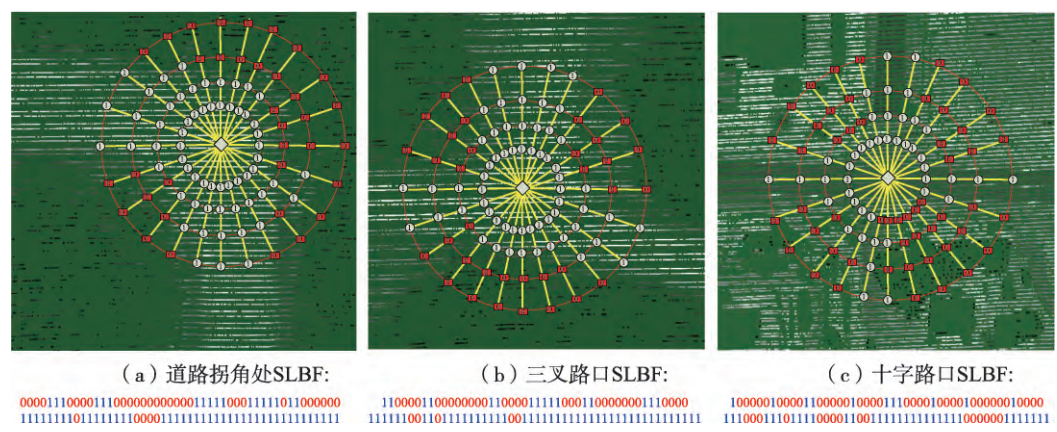


图9 其他几种情况的SLBF特征
Fig. 9 SLBF features of several other cases

拟点的坐标值,该过程需要的时间极短,其时间消耗主要在96个虚拟点的强度的获取上,需要找到每个虚拟点的领域点,然后计算他们的强度均值,所以二进制的计算时间相比传统的统计性特征计算时间较长。在本文研究数据的特征计算上,3 507 501个点的SBF特征计算时间为1.725 s,SLBF特征计算时间为26.005 s,时间的消耗不是简单的96倍,这是因为SLBF的强度获取领域半径要小于SBF特征计算过程中领域的搜索半径。整体而言,SLBF的计算时间复杂度与SBF的计算时间复杂度相同。

3.4 精度评价

本文对研究区域的道路中心线矢量化结果进行精度评价,由于原始机载激光扫描数据没有提供道路中心线等参考数据,因此无法直接对实验结果进行精度评价。本文利用CloudCompare软件交互的方式测量出实验结果中正确提取道路中心线长度TP,即实际存在且被正确提取出来的道路中心线;未被提取的道路中心线长度FN,即实际中存在但并没有被提取出来的道路中心线长度;错误提取的道路中心线FP,即所提取出的道路中心线实际中并不存在。

采用目前提取与识别应用较为广泛客观的评

价指标完整度(Completeness)、准确度(Correctness)和精度(Quality)进行结果评价,并分别对实验数据中的城镇部分和郊区部分作为样本区进行评价,最终结果如表2所示。

$$Completeness=TP/(TP+FN) \quad (5)$$

$$Correctness=TP/(TP+FP) \quad (6)$$

$$Quality=TP/(TP+FP+FN) \quad (7)$$

4 结论

本文首先对点云进行了滤波得到了地面点云,通过点云数据的多光谱信息,计算统计得到强度、密度、平坦度等一系列统计特征(SBF)和表示道路条状信息的局部二进制特征(SLBF),然后利用随机森林分类器,通过这些特征将地面点分为了初始道路面点和非道路面点,接着利用欧式聚类将小于一定数目的聚类块作为杂点进行剔除得到最终的道路面点,最后对道路面点进行了骨架线提取并对其进行了矢量化得到了最终的道路中心线矢量化数据。实验部分以Waddenzee区域的多光谱机载LiDAR为例,对该区域的道路进行了中心线的提取,并以该部分中的城镇区域和部分郊区为样本区域进行了精度评价,最终道路中心线的提取完整

表2 道路中心线提取结果与精度
Tab. 2 The result and accuracy of the road extraction

	TP/m	FN/m	FP/m	完整度/%	准确度/%	精度/%
城镇	4951.79	235.07	196.49	95.47	96.18	91.98
郊区	6702.66	518.86	19.18	92.82	99.71	92.57
平均				94.15	97.95	92.28

度、准确度和精度平均达到了94.15%, 97.95%和92.28%。由于现有样本量和样本代表性的限制, 本文未对SLBF特征所能描述出的道路方向性进行探讨, 这需要各种方向道路的样本, 在多光谱机载LiDAR传感器日益普遍化后, 后续关于其的研究将能够顺利进行, 同时对于与道路宽度相近甚至小于道路宽度的停车场、广场, 后续的研究也可以加入对遥感影像的语义分析来进行解决。

参考文献(References):

- [1] Zhang C. Updating of cartographic road databases by image analysis[D]. Zürich: Institute of Geodesy and Photogrammetry, 2002.
- [2] Weng Q. Remote sensing of impervious surfaces in the urban areas: Requirements, methods, and trends[J]. Remote Sensing of Environment, 2012,117(2):34-49.
- [3] Greene R, Kirsch M, Mansoo B. Road detection from high and low resolution satellite images[J]. International Archives of the Photogrammetry, 2005,23(3):37-41.
- [4] Liu L, Lim S. Color component - based road feature extraction from airborne Lidar and imaging data sets[J]. Journal of Surveying Engineering, 2016,143(1):04016021.
- [5] 彭检贵,马洪超,高广,等.利用机载LiDAR点云数据提取城区道路[J].测绘通报,2012(9):16-19. [Peng J G, Ma H C, Gao G, et al. Road extraction from airborne LiDAR point clouds data in urban area[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2012(9):16-19.]
- [6] 龚亮,张永生,李正国,等.基于强度信息聚类的机载LiDAR点云道路提取[J].测绘通报,2011(9):15-17. [Gong L, Zhang Y S, Li Z G, et al. Automated road extraction from LiDAR data based on clustering of intensity[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2011(9):15-17.]
- [7] Li Y, Yong B, Wu H, et al. Road detection from dense lidar data based on local and global information[C].International Conference on Geoinformatics. IEEE, 2016:1-5.
- [8] Liu L, Lim S. A novel algorithm for road extraction from airborne Lidar data[C]. Research at Locate, 2014:154-163.
- [9] 李怡静,胡翔云,张剑清,等.影像与LiDAR数据信息融合复杂场景下的道路自动提取[J].测绘学报,2012,41(6):870-876. [Li Y J, Hu X Y, Zhang J Q, et al. Automatic road extraction in complex scenes based on information fusion from LiDAR data and remote sensing image[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2012,41(6):870-876.]
- [10] Zhao J, You S. Road network extraction from airborne LiDAR data using scene context[C]. International Workshop on Point Cloud Processing, 2012:9-16.
- [11] Ferraz A, Mallet C, Chehata N. Large-scale road detection in forested mountainous areas using airborne topographic lidar data[J]. Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2016,112:23-36.
- [12] Schmidt A, Niemeyer J, Rottensteiner F, et al. Contextual classification of full waveform Lidar data in the Wadden Sea[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2014,11(9):1614-1618.
- [13] Schmidt A, Rottensteiner F, Sörgel U. Classification of airborne laser scanning data in Wadden Sea areas using conditional random fields[J]. ISPRS- International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2012,XXXIX-B3:161-166.
- [14] 惠振阳,胡友健.机载LiDAR点云中道路的提取方法[J]. 测绘科学,2017,42(3):70-74. [Hui Z Y, Hu Y J. A review on road extraction methods from airborne LiDAR[J]. Science of Surveying and Mapping, 2017,42(3):70-74.]
- [15] Yang B, Huang R G, Dong Z, et al. Two-step adaptive extraction method for ground points and breaklines from lidar point clouds[J]. Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2016,119:373-389.
- [16] Breiman L. Random Forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1):5-32.
- [17] Saeed K, Dzki M, Rybnik M, et al. K3M: A universal algorithm for image skeletonization and a review of thinning techniques.[J]. International Journal of Applied Mathematics & Computer Science, 2010,20(2):317-335.
- [18] Ramer U. An iterative procedure for the polygonal approximation of plane curves[J]. Computer Graphics & Image Processing, 1972,1(3):244-256.