



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 104463872 B

(45)授权公告日 2018.01.12

(21)申请号 201410752056.2

G06K 9/62(2006.01)

(22)申请日 2014.12.10

(56)对比文件

(65)同一申请的已公布的文献号

WO 2012/037157 A2,2012.03.22,

申请公布号 CN 104463872 A

CN 103390169 A,2013.11.13,

(43)申请公布日 2015.03.25

吴芬芳等.基于车载激光扫描数据的目标分类方法.《测绘科学》.2007,第32卷(第4期),第75-77,55,195页.

(73)专利权人 武汉大学

地址 430072 湖北省武汉市武昌区珞珈山
武汉大学

杨必胜等.面向车载激光扫描点云快速分类的点云特征图像生成方法.《测绘学报》.2010,第39卷(第5期),第540-545页.

(72)发明人 姚剑 陈梦怡 李礼 鲁小虎

审查员 李慧

(74)专利代理机构 湖北武汉永嘉专利代理有限公司 42102

代理人 许美红 唐万荣

(51)Int.Cl.

G06T 7/00(2017.01)

G06T 5/00(2006.01)

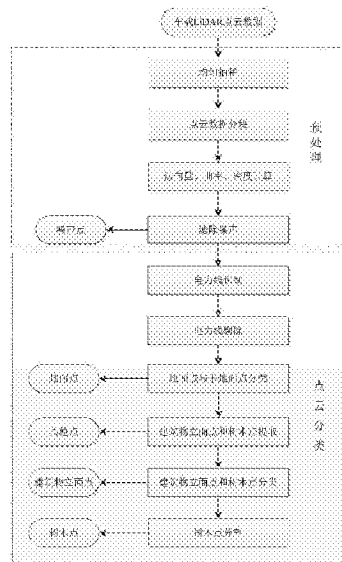
权利要求书3页 说明书9页 附图3页

(54)发明名称

基于车载LiDAR点云数据的分类方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于车载LiDAR点云数据的分类方法,包括步骤:获取街景的车载LiDAR点云数据,并对其进行预处理,以去除点云数据中冗余数据和噪声,在预处理过程中计算点云的法向量、曲率和密度;对经过预处理的点云数据进行分类,根据点云的法向量、曲率和密度提取电力线、建筑物立面点以及树木点。本发明的分类方法简单,计算量小,且快捷有效,为街景面片的提取做好了铺垫,使得面片提取更加精准。



1. 一种基于车载LiDAR点云数据的分类方法,其特征在于,包括步骤:

S1、获取街景的车载LiDAR点云数据,并对其进行预处理,以去除点云数据中冗余数据和噪声,在预处理过程中计算点云的法向量、曲率和密度;

S2、对经过预处理的点云数据进行分类,根据得到的点云的法向量、曲率和密度提取电力线、建筑物立面点以及树木点,其中提取建筑物立面点包括以下步骤:

S21、找到点云数据在XOY平面上的最小矩形外包框BoundingBox;

S22、对全部点云数据在XOY平面上格网化,格网宽高求解公式如下:

$$w = \text{ceil} \left(\frac{\text{box}_x}{\text{GSD}_{xy}} + 2.01 \right),$$

$$h = \text{ceil} \left(\frac{\text{box}_y}{\text{GSD}_{xy}} + 2.01 \right),$$

式中, box_x , box_y 是外包框的x,y方向长度, GSD_{xy} 为格网间距;

S23、将全部点云数据与格网建立对应的索引关系,分离地面点和非地面点,包括以下两种情况:

1) 找到最小高程值 Z_{\min} 和最大高程值 Z_{\max} ,在Z方向上进行修正,得到修正后的最小高程值 Z_{\min}^{\wedge} 和最大高程值 Z_{\max}^{\wedge} ,设定经验阈值 $\Delta Z'_{th}$, $\Delta Z''_{th}$,

$$\Delta Z_1 = Z_{\max} - Z_{\min},$$

$$\Delta Z_2 = Z_{\min} - Z_{\min}^{\wedge},$$

若 $\Delta Z_1 < \Delta Z'_{th}$,且 $\Delta Z_2 < \Delta Z''_{th}$,判定为地面点,否则为其他类型点;

2) 若目标点数小于设定的最少点数,或者 $\Delta Z_1 < \Delta Z''_{th}$, ΔZ_{\max}^{flr} 为设定的地面点高程最大值阈值, Z_{\max}^{flr} , $Z_{\max}^{flr'}$ 两种基准的地面点最大高程值,计算公式如下:

$$Z_{\max}^{flr} = Z_{\min}^{\wedge} + \Delta Z_{\max}^{flr},$$

$$Z_{\max}^{flr'} = Z_{\min} + \Delta Z_{\max}^{flr},$$

若,某点高程值 $Z_i < Z_{\max}^{flr}$,则为地面点;在 $Z_i < Z_{\max}^{flr'}$ 时,利用点的曲率和法向量,若 $R_i < R_{th}^{flr}$,且 $n_i < \Delta n_{th}^{flr}$,则为非地面点, R_{th}^{flr} 和 Δn_{th}^{flr} 为设定的曲率阈值和法向量变化阈值, R_i 为某点的曲率, n_i 为对应的法向量;否则点被判定为建筑物立面点;

S24、步骤S23中将点分类为非地面点和地面点,非地面点里也分离出了一部分建筑物立面点,现对非地面点分析找到所有的建筑物立面点:

将非地面点云数据格网化,重新建立与格网对应的索引关系,由于建筑物立面面积较大,可划分为若干小区域立方体blob,设置小区域立方体blob的大小阈值为 S_{th} ,建筑物立面的高程差值为 ΔZ_{th}^w ,

$$\Delta Z_{\max} = Z_{\max} - Z_{\min}^{\wedge},$$

若 $\Delta Z_{\max} < \Delta Z_{th}^w$,则判定为其他点,否则为建筑物立面点。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,步骤S2中提取电力线具体包括以下步骤:

S31、将经过预处理的全部点云数据投影至XOY平面,对二维数据进行格网化,建立格网与点之间的对应关系;

S32、对每个格网中的点云高程值进行分析,若最大高程值小于给定的阈值 h_{th} 则认为不存在电力线,继续下一个格网的分析,否则进行步骤S33;

S33、分析当前格网内点云高程的连续性,先按照高程大小排序,然后计算相邻高程点之间的高程差 ΔZ ,获取最大的高程差,若最大的高程差大于给定的阈值 Δh_{th} ,则进行步骤S34,否则,判定当前格网内不存在电力线;

S34、在最大的高程差 ΔZ_{max} 处,舍去高程小于 Z 的点,保留大于 Z 的点,其中 Z 为一高程值;

S35、对步骤S34得到的点云,分析格网和邻域内的点云密度,设置经验阈值 ρ_{in} 和 ρ_{neig} ,邻域尺度为 $M \times M$,若计算得到的密度分别满足 ρ_{in} 和 ρ_{neig} ,则判断为电力线点,否则为非电力线点。

3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,步骤S2中提取树木点包括以下步骤:

S401、找到建筑物和树木点云数据在XOY平面上的最小矩形外包框BoundingBox;

S402、将建筑物和树木点云数据在XOY平面上格网化,格网宽高求解公式如下:

$$w = \text{ceil} \left(\frac{\text{box}_x}{\text{GSD}_{xy}} + 2.01 \right),$$

$$h = \text{ceil} \left(\frac{\text{box}_y}{\text{GSD}_{xy}} + 2.01 \right),$$

式中, box_x , box_y 是包围盒的x,y方向长度, GSD_{xy} 为格网间距;

S403、将点云数据与格网建立对应的索引关系;

S404、将建筑物立面划分为若干小区域立方体blob,若点为建筑物立面点,找到所有小区域立方体blob的最小、最大高程值 Z_{min}^i 、 Z_{max}^i ,并保存与点对应的曲率;

S405、设定阈值 ΔZ_{max}^{tree} , ΔZ_{min}^{tree} , $\Delta Z_i = Z_{max}^i - Z_{min}^i$,若 $\Delta Z_i < \Delta Z_{max}^{tree}$ 且 $\Delta Z_i > \Delta Z_{min}^{tree}$,标记为非树木点;

S406、若某点为建筑物立面点,且曲率 $R_i > R_{th}^{tree}$, R_{th}^{tree} 为设定的曲率经验阈值,则判定为树木点;

S407、对确定为建筑物立面或树木的点与立方体voxel相对应,建立索引关系;

S408、在立方体voxel的邻域里搜索邻近点,若邻近点数都为树木点,且点数大于设定的阈值,则判定为树木点;

S409、遍历所有点,将建筑物立面点和树木点分类并存储;

S410、将树木点按所属树分割,根据步骤S401-S403建立点云数据与格网对应的索引关系;

S411、求解树木点在XOY平面的范围,公式如下:

$$w_{tree} = w * \text{GSD}_{xy},$$

$$h_{tree} = h * \text{GSD}_{xy},$$

若 $\max(w_{tree}, h_{tree}) > L_{th}^{tree}$, L_{th}^{tree} 为一预设值:

若 $w_{tree} \leq h_{tree}$,以 h_{tree} 大小为基准,建立树木点与对应的树的索引关系;

若 $w_{tree} \geq h_{tree}$,以 w_{tree} 大小为基准,建立树木点与对应的树的索引关系。

4. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,步骤S1中对点云数据进行预处理具体包括

以下步骤：

S11、对点云数据进行均匀抽稀；

S12、对均匀抽稀后的点云数据进行点云数据分块：

将站点与点云数据对应后，对站点进行标记，若标记为单边站点则不做处理，若为双边站点，则选择站点一边的点云数据并存储，滤除站点另一边的点云数据；

取N个站点对应的点云数据作为一个处理单元，据此将点云大数据分成若干段小数据进行处理，得到点云数据的法向量，曲率及密度；

S13、对分块后的点云数据进行噪声滤除：

设定密度阈值 ρ_{\max} ，若某点密度 $\rho_i > \rho_{\max}$ ，则将该点存储，遍历所有点云，舍弃噪声点云；

对存储的点云进行分析，将点的法向量和曲率对应存储，得到去噪后的点云。

5. 根据权利要求4所述的方法，其特征在于，步骤S11具体包括以下步骤：

S111、将点云数据的所有区域划分为若干个大小一致的立方体；

S112、对某点A (x_A, y_A, z_A) 找到其对应的立方体，若立方体不存在，则建立对应的立方体，计算该点到立方体中心的距离D，遍历所有点；

S113、对每个立方体找到距离其中心最近的点B (x_0, y_0, z_0) 并存储，舍弃其他点。

基于车载LiDAR点云数据的分类方法

技术领域

[0001] 本发明涉及车载LiDAR点云数据处理技术领域,尤其涉及一种能有效的提取出建筑物点、电力线以及树木点的基于车载LiDAR点云数据的分类方法。

背景技术

[0002] 随着城市数字化,信息化需求的日益上升,街景地图发展地越来越迅速。车载激光扫描作为一种先进的测量手段,不仅具有快速、不与测量物接触、实时、动态、主动、高密度及高精度等特点,而且能采集大面积的三维空间数据和获取建筑物、道路、植被等城市地物的表面信息,从而为街景面片的提取提供了思路。因此,如何快速精确地对车载激光点云数据进行分类,已经成为首先需解决的问题之一。

[0003] 国内对激光点云数据的自动分类研究起步较晚,随着激光扫描技术的进步,单纯基于点云数据的分类研究开始逐渐增多。如基于建筑物几何特征的信息挖掘方法,但该方法在对地形、地物数据进行分类以及对点云数据的去噪方面,均需要根据已知信息对观测值进行概算;基于投影点密度的车载激光扫描距离图像分割方法。

[0004] 国外在该领域发展了较为理想的点云数据自动分类识别算法:如根据断面扫描点的点位空间分布特征(几何特征、分散程度和密度信息)将激光扫描点云数据分类成不同组的算法,但该算法对混合排列点的识别较为复杂;基于建筑物语义的点云数据特征提取方法,旨在从地面点云数据中通过提取语义特征来构建墙壁、门、窗户,建筑物凸出部分和凹进部分以及屋顶等部件的数字模型,其处理过程也较为复杂。

发明内容

[0005] 本发明旨在为街景面片提取进行分类,能有效的提取出建筑物点、电力线、树木点等,并提高提取精度和速度。

[0006] 为了实现上述目的,本发明所采用的技术方案是:

[0007] 提供一种基于车载LiDAR点云数据的分类方法,包括步骤:

[0008] S1、获取街景的车载LiDAR点云数据,并对其进行预处理,以去除点云数据中冗余数据和噪声,在预处理过程中计算点云的法向量、曲率和密度;

[0009] S2、对经过预处理的点云数据进行分类,根据得到的点云的法向量、曲率和密度提取电力线、建筑物立面点以及树木点,其中提取建筑物立面点包括以下步骤:

[0010] S21、找到点云数据在XOY平面上的最小矩形外包框(BoundingBox);

[0011] S22、将所有点云数据在XOY平面上格网化,格网宽高求解公式如下:

$$[0012] \quad w = \text{ceil} \left(\frac{\text{box}_x}{\text{GSD}_{xy}} + 2.01 \right),$$

$$[0013] \quad h = \text{ceil} \left(\frac{\text{box}_y}{\text{GSD}_{xy}} + 2.01 \right),$$

[0014] 式中, box_x , box_y 是外包框的x,y方向长度, GSD_{xy} 为格网间距。

[0015] S23、将所有点云数据与格网建立对应的索引关系,分离地面点和非地面

[0016] 点,包括以下两种情况:

[0017] 1) 找到最小高程值 Z_{\min} 和最大高程值 Z_{\max} ,在Z方向上进行修正,得到修正后的最小高程值 Z_{\min}^{\wedge} 和最大高程值 Z_{\max}^{\wedge} ,设定经验阈值 $\Delta Z'_{tg}$, $\Delta Z''_{th}$,

$$[0018] \quad \Delta Z_1 = Z_{\max} - Z_{\min},$$

$$[0019] \quad \Delta Z_2 = Z_{\min} - Z_{\min}^{\wedge},$$

[0020] 若 $\Delta Z_1 < \Delta Z'_{th}$,且 $\Delta Z_2 < \Delta Z''_{th}$,判定为地面点,否则为其他类型点;

[0021] 2) 若目标点数小于设定的最少点数,或者 $\Delta Z_1 < \Delta Z'_{th}$, ΔZ_{\max}^{flr} 为设定的地面点高程最大值阈值, Z_{\max}^{flr} , $Z_{\max}^{flr'}$ 两种基准的地面点最大高程值,计算公式如下:

$$[0022] \quad Z_{\max}^{flr} = Z_{\min}^{\wedge} + \Delta Z_{\max}^{flr},$$

$$[0023] \quad Z_{\max}^{flr'} = Z_{\min} + \Delta Z_{\max}^{flr'}$$

[0024] 若,某点高程值 $Z_i < Z_{\max}^{flr}$,则为地面点;若 $Z_i < Z_{\max}^{flr'}$,利用点的曲率和法向

[0025] 量,若 $R_i < R_{th}^{flr}$,且 $n_i < \Delta n_{th}^{flr}$, R_{th}^{flr} 和 Δn_{th}^{flr} 为设定的曲率阈值和法向量变

[0026] 化阈值, R_i 为某点的曲率, n_i 为对应的法向量;否则点被判定为建筑物点;

[0027] S24、步骤S23中将点分类为非地面点和地面点,非地面点里也分离出了一部分建筑物立面点,现对非地面点分析找到所有的建筑物立面点:

[0028] 将非地面点云数据重新格网化,并与格网建立对应的索引关系,由于建筑物立面面积较大,可划分为若干小区域立方体blob,设置blob的大小阈值为 S_{th} ,建筑物立面的高程差值为 ΔZ_{th}^w ,

$$[0029] \quad \Delta Z_{\max} = Z_{\max} - Z_{\min}^{\wedge},$$

[0030] 若 $\Delta Z_{\max} < \Delta Z_{th}^w$,则判定为其他点,否则为建筑物点。

[0031] 本发明所述的方法中,步骤S2中提取电力线具体包括以下步骤:

[0032] S31、将经过预处理的全部点云数据投影至XOY平面,对二维数据进行格网化,建立格网与点之间的对应关系;

[0033] S32、对每个格网中的点云高程值进行分析,若最大高程值小于给定的阈值 h_{th} 则认为不存在电力线,继续下一个网格的分析,否则进行步骤S23;

[0034] S33、分析当前格网内点云高程的连续性,先按照高程大小排序,然后计算相邻高程点之间的高程差 ΔZ ,获取最大的高程差 ΔZ_{\max} ,若最大的高程差 ΔZ_{\max} 大于给定的阈值 Δh_{th} ,则进行步骤S34,否则,判定当前网格内不存在电力线;

[0035] S34、在最大的高程差 ΔZ_{\max} 处,舍去高程小于Z的点,保留大于Z的点;

[0036] S35、对步骤S34得到的点云,分析格网和邻域内的点云密度,设置经验阈值 ρ_{in} 和 ρ_{neig} ,邻域尺度为 $M \times M$,若计算得到的密度分别满足 ρ_{in} 和 ρ_{neig} ,则判断为电力线点,否则为非电力线点。

[0037] 本发明所述的方法中,步骤S2中提取树木点包括以下步骤:

[0038] S401、找到建筑物和树木点云数据在XOY平面上的最小矩形外包框(BoundingBox)；

[0039] S402、将建筑物和树木点云数据在XOY平面上格网化,格网宽高求解公式如下:

$$[0040] \quad w = \text{ceil} \left(\frac{\text{box}_x}{\text{GSD}_{xy}} + 2.01 \right),$$

$$[0041] \quad h = \text{ceil} \left(\frac{\text{box}_y}{\text{GSD}_{xy}} + 2.01 \right),$$

[0042] 式中, $\text{box}_x, \text{box}_y$ 是包围盒的 x, y 方向长度, GSD_{xy} 为格网间距。

[0043] S403、将建筑物和树木点云数据点云数据与格网建立对应的索引关系;

[0044] S404、若点为建筑物立面点,找到所有小区域的最小、最大高程值 Z_{\min}^i, Z_{\max}^i , 并保存与点对应的曲率;

[0045] S405、设定阈值 $\Delta Z_{\max}^{tree}, \Delta Z_{\min}^{tree}, \Delta Z_i = Z_{\max}^i - Z_{\min}^i$, 若 $\Delta Z_i < \Delta Z_{\max}^{tree}$ 且 $\Delta Z_i > \Delta Z_{\min}^{tree}$, 标记为非树木点;

[0046] S406、若某点为建筑物立面点,且曲率 $R_i > R_{th}^{tree}$, R_{th}^{tree} 为设定的曲率经验阈值, 则判定为树木点;

[0047] S407、对确定为建筑物立面或树木的点,分为若干立方体(voxel),并将点与立方体相对应,建立索引关系;

[0048] S408、在voxel的邻域里搜索邻近点,若邻近点数都为树木点,且点数大于设定的阈值,则判定为树木点;

[0049] S409、遍历所有点,将建筑物立面点和树木点分类并存储;

[0050] S410、将树木点按所属树分割,根据步骤S401-S403建立点云数据与格网对应的索引关系;

[0051] S411、求解树木点在XOY平面的范围,公式如下:

$$[0052] \quad w_{tree} = w * \text{GSD}_{xy},$$

$$[0053] \quad h_{tree} = h * \text{GSD}_{xy},$$

[0054] 若 $\max(w_{tree}, h_{tree}) > L_{th}^{tree}$:

[0055] 若 $w_{tree} \leq h_{tree}$, 以 h_{tree} 大小为基准,建立树木点与对应的树的索引关系;

[0056] 若 $w_{tree} \geq h_{tree}$, 以 w_{tree} 大小为基准,建立树木点与对应的树的索引关系。

[0057] 本发明所述的方法中,步骤S1中对点云数据进行预处理具体包括以下步骤:

[0058] S11、对点云数据进行均匀抽稀;

[0059] S12、对均匀抽稀后的点云数据进行点云数据分块:

[0060] 将站点与点云数据对应后,对站点进行标记,若标记为单边站点则不做处理,若为双边站点,则选择站点一边的点云数据并存储,滤除站点另一边的点云数据。

[0061] 取N个站点对应的点云数据作为一个处理单元,据此将点云大数据分成若干段小数据进行处理,得到点云数据的法向量,曲率及密度;

[0062] S13、对分块后的点云数据进行噪声滤除:

[0063] 设定密度阈值 ρ_{\max} , 若某点密度 $\rho_i > \rho_{\max}$, 则将该点存储,遍历所有点云,舍弃噪声点云;

- [0064] 对存储的点云进行分析,将点的法向量和曲率对应存储,得到去噪后的点云。
- [0065] 本发明所述的方法中,步骤S11具体包括以下步骤:
- [0066] S111、将点云数据的所有区域划分为若干个大小一致的立方体;
- [0067] S112、对某点A(x_A, y_A, z_A)找到其对应的立方体,若立方体不存在,则建立对应的立方体,计算该点到立方体中心的距离D,遍历所有点;
- [0068] S113、对每个立方体找到距离其中心最近的点B(x_0, y_0, z_0)并存储,舍弃其他点。
- [0069] 本发明产生的有益效果是:本发明基于车载LiDAR点云数据的分类方法,利用点云的法向量、曲率和密度等实现对点云数据的分类,将街景的点云数据分类为电力线、建筑物立面点以及树木点。本发明的分类方法简单,计算量小,且快捷有效,为街景面片的提取做好了铺垫,使得面片提取更加精准。

附图说明

- [0070] 下面将结合附图及实施例对本发明作进一步说明,附图中:
- [0071] 图1是本发明实施例基于车载LiDAR点云数据的分类方法的流程图;
- [0072] 图2是本发明一个实施例中树木和电力线的分类结果图;
- [0073] 图3是本发明一个实施例中建筑物和电力线的分类结果图。

具体实施方式

- [0074] 为了使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白,以下结合附图及实施例,对本发明进行进一步详细说明。应当理解,此处所描述的具体实施例仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。
- [0075] 本发明实施例基于车载LiDAR点云数据的分类方法,包括以下步骤:
- [0076] S1、获取街景的车载LiDAR点云数据,并对其进行预处理,以去除点云数据中冗余数据和噪声,在预处理过程中计算点云的法向量、曲率和密度;
- [0077] S2、对经过预处理的点云数据进行分类,根据得到的点云的法向量、曲率和密度提取电力线、建筑物立面点以及树木点。
- [0078] 其中预处理主要包括对点云数据进行均匀抽稀;对均匀抽稀后的点云数据进行点云数据分块;对分块后的点云数据进行噪声滤除。具体步骤将在下文实施例中进行详细说明。
- [0079] 本发明的一个较佳实施例中,如图1所示,基于车载LiDAR点云数据的分类方法主要包括以下步骤:
- [0080] 步骤1,点云数据均匀抽稀。由于点云数据量巨大,消耗内存和计算时间较多,因此,对点云数据进行均匀抽稀,以提高效率。目前对车载点云数据抽稀的方法主要有以下几种:基于四叉树格网的抽稀方法、基于不规则三角网的DEM数据压缩方法、基于坡度的抽稀方法等,目前基于坡度的抽稀方法数据处理效率比较好,能满足精度要求。本发明使用的抽稀方法过程如下:
- [0081] 步骤1.1,将所有区域划分为若干个大小一致的立方体;
- [0082] 步骤1.2,对某点A(x_A, y_A, z_A)找到其对应的立方体,若立方体不存在,则建立对应的立方体,计算该点到立方体中心的距离D,遍历所有点;

[0083] 步骤1.3,对每个立方体找到距离其中心最近的点 $B(x_0, y_0, z_0)$,并存储,舍弃其他点。

[0084] 步骤2,点云数据分块。数据采集时可能会出现双边采集情况(在同一条路上来回采集两次数据),由于GPS误差导致两次采集的数据有一定的误差,同时数据重复,对面片提取结果有较大的影响。此步骤将点云大数据从无序杂乱冗余处理为有序的多段小数据,包括重组数据,检测双边站点,进行分块,具体过程如下:

[0085] 步骤2.1,点云数据重组

[0086] 步骤2.1.1,站点与点云数据对应。考虑到路口的数据采集情况比较复杂,将所有点云分成 n 段,每段点云总数为 N 。对每一段点云,利用点云与站点的距离,建立Kd-tree,将点云分配给与其距离最近的站点,并标记站点号。如此,便将所有点云初步地与站点相对应。

[0087] 步骤2.1.2,检测双边站点。若数据采集是双边情况,则(1)得到的站点信息不准确。检测是否是双边站点过程如下:按照站点顺序,依次取相邻三个站点信息,拟合直线,得到直线的向量信息;设置宽度距离缓冲区,在缓冲区内搜索,若存在其他站点,则标记为双边站点。

[0088] 步骤2.2,数据分块。

[0089] 步骤2.2.1,滤除冗余点云数据。遍历所有站点,若标记为单边站点则不做处理,若为双边站点,则选择站点右边的点云,滤除站点左边的点云。过程如下:

[0090] 步骤2.2.1.1,遍历所有站点,得到双边站点及其对应的点云信息;

[0091] 步骤2.2.1.2,取双边站点 S_i, S_{i+1} ,拟合直线,投影在XOY平面求得直线向量(沿车行进方向) n_s ;

[0092] 步骤2.2.1.3,对站点 S_i 对应的点云在二维平面内格网化,得到每个点云的行列号,获得每一个点与站点 S_i 的方向向量 n_p ;

[0093] 步骤2.2.1.4,将两向量进行叉乘, $n = n_p \times n_s$,若 $n < 0$,则表示点云在当前站点的左边,舍去;若 $n > 0$,则表示点云在当前站点的右边,存储为站点 S_i 对应的点云数据。

[0094] 步骤2.2.2,数据分块。处理完所有的双边站点获得站点右边点云数据后,取 N 个站点对应的点云数据作为一个处理单元,分段数为 n ,若 $N_s \div N \neq 0$,则 $n = \text{int}(N_s \div N) + 1$;若 $N_s \div N = 0$,则 $n = N_s \div N$ 。据此将点云大数据分成若干段小数据进行处理。

[0095] 步骤3,点云数据法向量,曲率及密度计算。点云法向量估计方法可以分为基于局部表面拟合的方法,以主成分分析法(PCA),为代表)、基于Voronoi的方法和基于稳健统计的方法三类。曲率计算的几种常用方法包括直接从散乱点云计算曲率信息的解析曲面逼近微分量法,最大核密度估计法,基于局部拟合曲面和最大密度能量估计法,以及在M-估计尺度下根据局部观察的法向量差分得到曲面采样点处曲率张量的最大似然估计法。很多方法是将法向量和曲率一起计算的,本发明的计算方法也是将法向量和曲率一起计算的,过程如下:

[0096] 步骤3.1,将点云数据所占空间分为若干立方体(voxel),并将点云与立方体相对应,建立索引关系;

[0097] 步骤3.2,将空间所有点对应的立方体建立Kd-tree,树中的每个结点对应了一个K维区域。

[0098] 步骤3.3,计算密度,过程如下:

[0099] 步骤3.3.1,确立中心点,利用Kd-tree法搜索距离中心点最近的K个点,建立k-邻域;

[0100] 步骤3.3.2,邻域附近点云分布密集则用中心点的平均密度代替,若密度较小,保留部分点,点的取舍主要根据与中心点的距离,

$$[0101] \quad \rho = \rho_{scale} \times \sqrt{D},$$

$$[0102] \quad \rho_{scale} = N_{org} / (N_{neig} - 1)^2,$$

[0103] 式中,D表示点到中心点的距离, N_{org} 表示初始设定的邻域点个数, N_{neig} 表示邻域中点的个数。

[0104] 步骤3.4,计算曲率法向量,计算过程如下:

[0105] 步骤3.4.1,每个中心点与其k-邻域拟合平面,设局部拟合平面 $F(x, y, z)$ 的方程为:

$$[0106] \quad F(x, y, z) = ax + by + cz + d = 0,$$

[0107] 式中的a,b,c,d由邻域数据点 $\{(x_i, y_i, z_i), i = 1, 2, \dots, k\}$ 通过线性方程组来确定,

[0108] 由k-邻域所有点组成线性方程;

[0109] 步骤3.4.2,根据最小二乘法,误差方程如下:

$$[0110] \quad AX = L,$$

[0111] 式中,A代表系数阵,X代表改正数,L为常数项,由协方差矩阵 $cov(A)$ 求解曲率和法向量,解求协方差矩阵的特征值矩阵为 λ ,

$$[0112] \quad n(x_i) = (\lambda_7, \lambda_8, \lambda_9)^T,$$

$$[0113] \quad R(x_i) = 3 \times \lambda_3 / (\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3),$$

[0114] 式中 $n(x_i)$ 表示法向量, $R(x_i)$ 表示曲率。

[0115] 步骤4,点云数据噪声滤除,激光扫描获取数据过程中存在一定的噪声,对面片提取会造成干扰。目前也有许多学者开始致力于对这种散乱点云数据进行滤波的研究中,虽不尽成熟但也有一定的效果。对散乱点云的滤波可分为两种类型:一种是直接对散乱的点云数据进行滤波,另一种是对散乱点云数据先进行格网化,然后再对格网化以后的数据进行滤波。目前主要方法有:双边滤波法,拉普拉斯(Laplace)滤波法,二次Lapalce算法,平均曲率流算法,邻域滤波法。本发明滤波去噪方法过程如下:

[0116] 步骤4.1,设定密度阈值 ρ_{max} ,若某点密度 $\rho_i > \rho_{max}$,则将该点存储,遍历所有点云,舍弃噪声点云;

[0117] 步骤4.2,对存储的点云进行分析,将点的法向量和曲率对应存储,得到去噪后的点云。

[0118] 步骤5,点云数据分类。

[0119] 步骤5.1,提取电力线。目前,对于车载点云数据的电力线提取技术还不是很成熟,比较多的是研究基于机载点云数据的电力线提取。在车载点云中,电力线的最主要特征是其空间分布特征:稀疏,与地面之间往往有一定的落差,呈线性。本发明利用前两个特征,进行电力线提取,避免电力线对建筑面片提取的影响。提取过程如下:

[0120] 步骤5.1.1,将全部点云数据投影至XOY平面,对二维数据进行格网化,

[0121] 建立格网与点之间的对应关系;

[0122] 步骤5.1.2,对每个格网中的点云高程值分析,若最大高程值小于给定的阈值 h_{th} 则认为不存在电力线,继续下一个网格的分析,否则进行第(3)步;

[0123] 步骤5.1.3,分析当前格网内点云高程的连续性,先按照高程大小排序,然后计算相邻高程点之间的高程差 ΔZ ,获取最大的高程差 ΔZ_{max} ,若 ΔZ_{max} 大于给定的阈值 Δh_{th} ,则进行第(4)步,否则,判定当前单元内不存在电力线;

[0124] 步骤5.1.4,在 ΔZ_{max} 处,记录较大的Z值,舍去高程小于Z的点,大于Z的点保留;

[0125] 步骤5.1.5,对步骤5.1.4得到的点云,分析格网和邻域内的点云密度,设置经验阈值 ρ_{in} 和 ρ_{neig} ,邻域尺度为 $M \times M$,若计算得到的密度分别满足 ρ_{in} 和 ρ_{neig} ,则判断为电力线点,否则为非电力线点。

[0126] 步骤5.2,提取建筑物立面点。街景所需的建筑物面片是竖直的,即法向量垂直Z轴。过程如下:

[0127] 步骤5.2.1,找到点云数据在XOY平面上的最小矩形外包框(BoundingBox);

[0128] 步骤5.2.2将所有点云数据在XOY平面上格网化,格网宽高求解公式如下:

$$[0129] \quad w = \text{ceil}\left(\frac{\text{box}_x}{\text{GSD}_{xy}} + 2.01\right),$$

$$[0130] \quad h = \text{ceil}\left(\frac{\text{box}_y}{\text{GSD}_{xy}} + 2.01\right),$$

[0131] 式中, $\text{box}_x, \text{box}_y$ 是包围盒的x,y方向长度, GSD_{xy} 为格网间距。

[0132] 步骤5.2.3,将点云数据与格网建立对应的索引关系;

[0133] 步骤5.2.4,分离地面点和非地面点,有以下几种情况:

[0134] 1) 找到最小最大高程值 Z_{min}, Z_{max} ,在Z方向上进行修正,得到修正后的最小最大高程值 $Z_{min}^{\wedge}, Z_{max}^{\wedge}$,设定经验阈值 $\Delta Z'_{th}, \Delta Z''_{th}$,

$$[0135] \quad \Delta Z_1 = Z_{max} - Z_{min},$$

$$[0136] \quad \Delta Z_2 = Z_{min} - Z_{min}^{\wedge},$$

[0137] 若 $\Delta Z_1 < \Delta Z'_{th}$,且 $\Delta Z_2 < \Delta Z''_{th}$,判定为地面点,否则为其他类型点;

[0138] 2) 若目标点数小于设定的最少点数,或者 $\Delta Z_1 < \Delta Z''_{th}$, ΔZ_{max}^{flr} 为设定的地面点高程最大值阈值, $Z_{max}^{flr}, Z_{max}^{flr'}$ 两种基准的地面点最大高程值,计算公式如下:

$$[0139] \quad Z_{max}^{flr} = Z_{min}^{\wedge} + \Delta Z_{max}^{flr},$$

$$[0140] \quad Z_{max}^{flr'} = Z_{min} + \Delta Z_{max}^{flr},$$

[0141] 若,某点高程值 $Z_i < Z_{max}^{flr}$,则为地面点;若 $Z_i < Z_{max}^{flr'}$,且可利用点的曲率和法向量,若 $R_i < R_{th}^{flr}$,且 $n_i < \Delta n_{th}^{flr}$, R_{th}^{flr} 和 Δn_{th}^{flr} 为设定的曲率阈值和法向量变化阈值, R_i 为某点的曲率, n_i 为对应的法向量;否则点被判定为建筑物点。

[0142] 步骤5.2.5,提取建筑物立面点。根据第步骤5.2.4步将点分类为非地面点和地面点,非地面点里也分离出了一部分建筑物立面点,现需对非地面点分析找到所有的建筑物立面点。

[0143] 步骤5.2.5.1,将非地面点云数据重新格网化,并与格网建立对应的索引关系,建立方法参考步骤5.2.2;

[0144] 步骤5.2.5.2,由于建筑物立面面积较大,可划分为若干小区域立方体(blob),设置blob的大小阈值为 S_{th} ,建筑物立面的高程差值为 ΔZ_{th}^w ,

$$[0145] \quad \Delta Z_{max} = Z_{max} - Z_{min}^{\wedge}$$

[0146] 若 $\Delta Z_{max} < \Delta Z_{th}^w$,则判定为其他点,否则为建筑物点。

[0147] 步骤5.3,提取树木点,目前基于车载点云数据的树木提取算法不是很成熟,比较好的方法是结合影像进行树木提取。树木与建筑是点云中主要的两类点,但是树木点的曲率和法向量比建筑物立面点杂乱。本发明中树木点的提取过程如下:

[0148] 步骤5.3.1,建立点云数据与格网的索引关系,参见步骤5.2.1,步骤5.2.2,步骤5.2.3;

[0149] 步骤5.3.2,若点为建筑物立面点,找到所有小区域的最小、最大高程值 Z_{min}^i 、 Z_{max}^i ,并保存与点对应的曲率;

[0150] 步骤5.3.3,设定阈值 ΔZ_{max}^{tree} 、 ΔZ_{min}^{tree} ,

$$[0151] \quad \Delta Z_i = Z_{max}^i - Z_{min}^i,$$

[0152] 若 $\Delta Z_i < \Delta Z_{max}^{tree}$ 且 $\Delta Z_i > \Delta Z_{min}^{tree}$,标记为非树木点;

[0153] 步骤5.3.4,若某点为建筑物立面点,且曲率 $R_i > R_{th}^{tree}$, R_{th}^{tree} 为设定的曲率经验阈值,则判定为树木点;

[0154] 步骤5.3.5,对确定为建筑物立面或树木的点,分为若干立方体(voxel),并将点与立方体相对应,建立索引关系;

[0155] 步骤5.3.6,在voxel邻域里搜索邻近点,若邻近点数都为树木点(判断依据参见步骤5.3.3)且点数大于设定的阈值,则判定为树木点;

[0156] 步骤5.3.7,遍历所有点,将建筑物立面点和树木点分类并存储;

[0157] 步骤5.3.8,树木点的分割,即将树木点按所属树分割。

[0158] 步骤5.3.8.1,参见步骤5.2.1,步骤5.2.2,步骤5.2.3;

[0159] 步骤5.3.8.2,求解树木点在XOY平面的范围,公式如下:

$$[0160] \quad w_{tree} = w * GSD_{xy},$$

$$[0161] \quad h_{tree} = h * GSD_{xy},$$

[0162] 若, $\max(w_{tree}, h_{tree}) > L_{th}^{tree}$:

[0163] 若, $w_{tree} \leq h_{tree}$,以 h_{tree} 大小为基准,建立树木点与对应的树的索引关系;

[0164] 若, $w_{tree} \geq h_{tree}$,以 w_{tree} 大小为基准,建立树木点与对应的树的索引关系。

[0165] 本发明提供了一种系统的车载LiDAR点云数据分类方法,利用点云的法向量和曲率实现对点云数据的分类,同时将数据抽稀,分块,去噪,实现对大数据更加快捷方便的处理。本发明的分类方法速度较快,实用性很强,适用范围广,针对不同的分类目的都可以基于本发明进行,同时精度也能满足一定的要求。本发明对点云大数据的预处理效果明显,为后续的处理工作奠定了基础。

[0166] 应当理解的是,对本领域普通技术人员来说,可以根据上述说明加以改进或变换,而所有这些改进和变换都应属于本发明所附权利要求的保护范围。

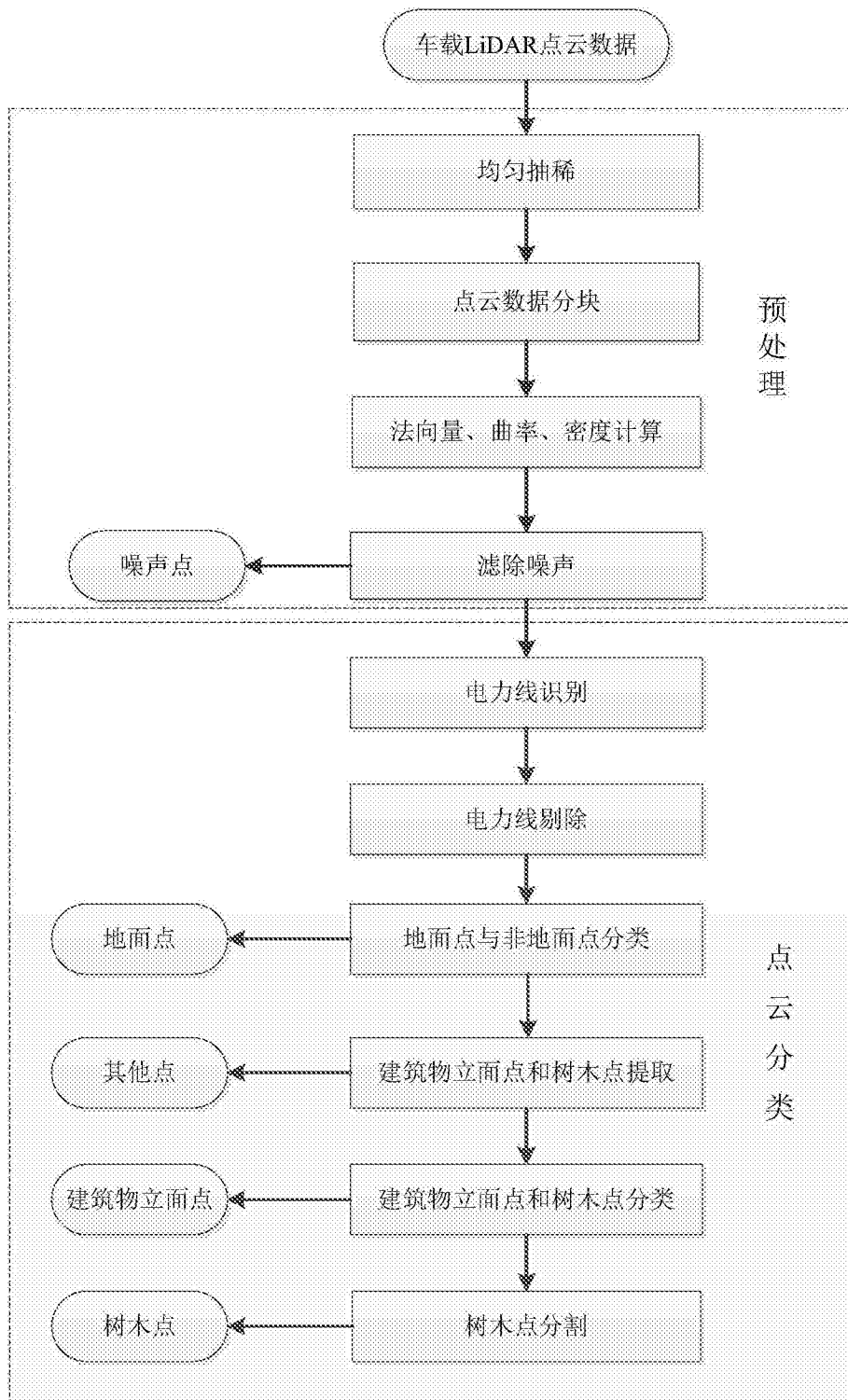


图1

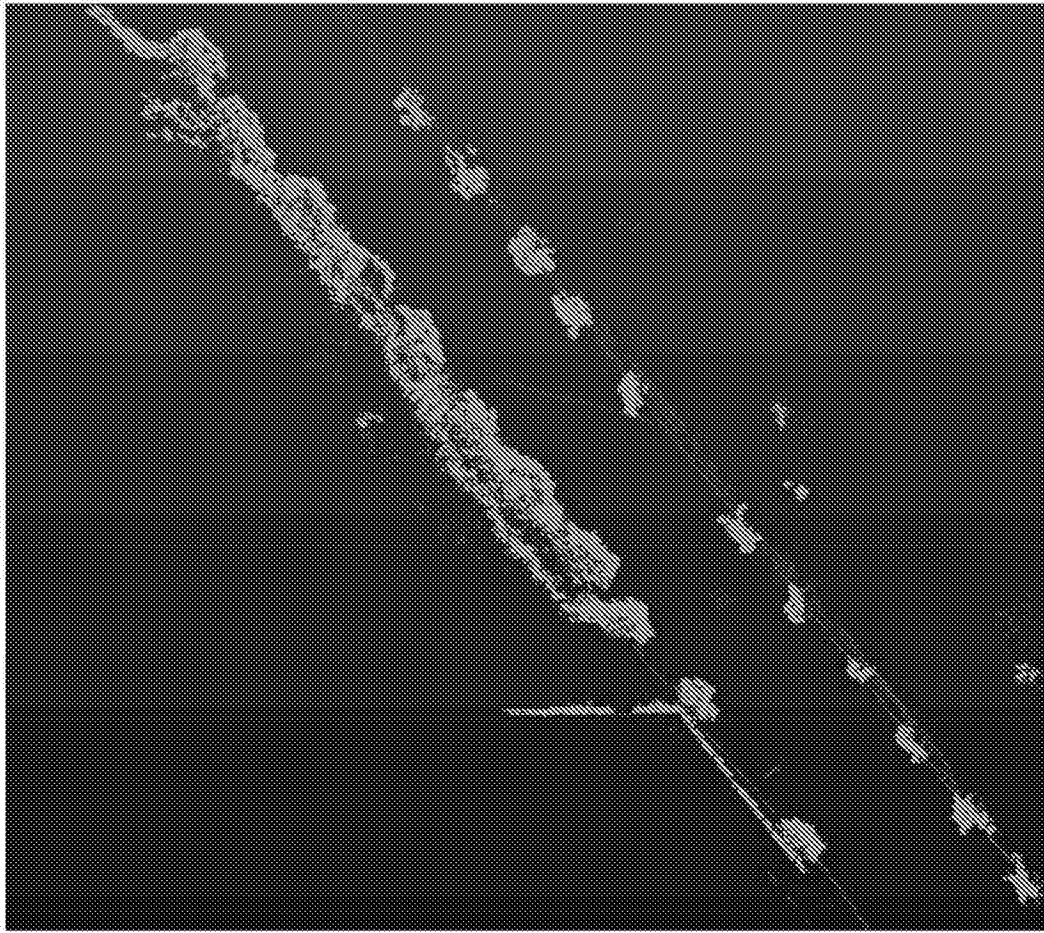


图2

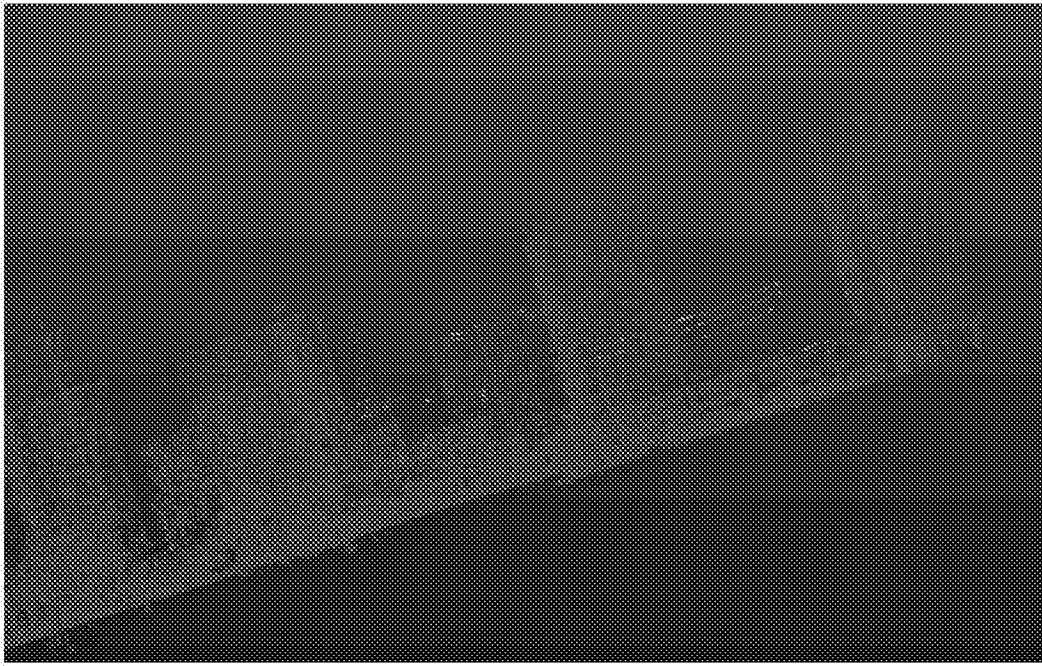


图3