

文章编号:1001-5078(2023)06-0954-09

· 图像与信号处理 ·

一种扇区投影和滑窗连线的特征提取方法

张兴岩¹, 李琦¹, 梁栋², 蒲洁²

(1. 河北工业大学电子信息工程学院, 天津 300401; 2. 河北工业大学土木与交通学院, 天津 300401)

摘要:针对点云特征线提取中不均匀点、不明显特征点和特征线断裂的问题,提出了一种扇区投影和滑窗连线的特征提取方法。该方法首先对点云进行全局密度分析,计算平均点间距,然后采用扇区投影法统计扇区内邻近点的分布情况,由分布情况确定点云模型边界点,进而计算局部三角形法线,根据法线突变情况判断尖锐折边点,在扇区投影的基础上延伸局部探线,根据不同的探线类型制定判断非尖锐折边点的相关策略,最后基于滑窗连线的方法,将无序特征点有序连接,得到光滑特征线。实验证明,该方法可以较完整地提取模型的特征线,同时具有一定的抗噪能力。对比其他两种方法,本文方法对模型中的弱特征更敏感,提取效果相对较好。

关键词:特征线提取;平均点间距;扇区投影;局部探线;滑窗连线

中图分类号:TP391;TN958.98 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2023.06.022

A feature extraction method for sector projection and sliding window connection

ZHANG Xing-yan¹, LI Qi¹, LIANG Dong², PU Jie²

(1. School of Electronic Information Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401;

2. School of Civil Engineering and Transportation, Hebei University of Technology, Tianjin 300401)

Abstract: Aiming at the problems of uneven points, indistinct feature points and broken feature lines in point cloud feature line extraction, a feature extraction method based on sector projection and sliding window connection is proposed. Firstly, the global density of the point cloud is analyzed and the average point spacing is calculated; then, the sector projection method is used to count the distribution of adjacent points in the sector, and the boundary points of the point cloud model is determined from the distribution; in turn, the local triangle normal is calculated, sharp edge point is judged according to the normal mutation, the local probe line is extended on the basis of the sector projection, and the relevant strategy for judging the non-sharp edge point is formulated according to different probe line types; finally, based on the sliding window connection method, the unordered feature points are connected in an orderly manner to obtain smooth feature line. The experiments show that the method can extract the characteristic lines of the model relatively completely, and has a certain anti-noise ability at the same time. Compared with the other two methods, the method in this paper is more sensitive to the weak features in the model and the extraction effect is relatively better.

Keywords: feature line extraction; average point spacing; sector projection; local probe line; sliding window connection

1 引言

点云数据是三维空间的离散点,没有进一步的

拓扑信息。特征线却可以简化描述物体的边界及其几何形状,有助于更好地理解物体的结构特征。因

基金项目:国家自然科学基金(No. 51978236);天津市交通运输委员会科技发展计划项目(No. 2019-06)资助。

作者简介:张兴岩(1997-),男,硕士研究生,主要从事点云数据处理及应用等研究。E-mail:hebut_zxy@163.com

通讯作者:李琦(1974-),男,博士,教授,主要从事雷达信号处理等研究。E-mail:liqi@hebut.edu.cn

收稿日期:2022-07-06;修订日期:2023-08-10

此,特征线的提取广泛应用于虚拟拼装、逆向工程以及计算机可视化等领域^[1-3]。

特征线的提取分为两个阶段:特征点检测和特征点连接。特征点是点云模型中能够体现模型基础框架的点,特征线的生成则需要将散乱无序的特征点建立连接关系。学者们对这两个阶段进行了大量研究。陈华伟等^[4]基于曲率突变分析提出了连通区域聚类 and 局部影响区域腐蚀的细化方案提取特征点,并通过组合搜索准则和主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)双向搜索实现特征线的提取。Chen 等^[5]根据矢量分布和聚类有效性指标确定最佳聚类数,然后通过分析不同曲面的聚类分布规律来判断特征点。Ni 等^[6]结合随机采样一致性和角间隙度量点来检测边缘点,然后基于区域生长和模型拟合的混合方法跟踪特征线。该方法适合提取较大平面的交线,但追踪参数较严格的特征线时容易出现断裂现象。史红霞等^[7]对法向量聚类实现点云的分割,然后从各分割区域的边界点集中识别特征点。王晓辉等^[8]引入社会粒子群优化模糊 C-均值聚类算法进行区域聚类,通过局部特征权值和曲率极值法检测特征点,但该方法对平滑过渡区的特征识别能力较弱。贺彤等^[9]采用双尺度特征融合的方式进行区域增长聚类,通过带状点集的主方向提取特征点,最后利用距离准则和方向准则建立特征点之间的连接关系。该方法有利于弥补单尺度聚类特征提取不完整的缺点,可以更好地描述模型特征,但是对主方向趋势不明显的区域提取效果较差,造成特征线断裂。Dey 等^[10]提出了一种有效的最小邻域选择法,该邻域可以随输入点的变化而变化,适用于不均匀扫描线点云。Pauly 等^[11]利用多尺度算子分析局部邻域点,通过比较检查点在不同尺度下的概率,提取特征点,但多尺度的引入会影响计算效率。Zhang 等^[12]针对尺度阈值问题建立了基于泊松分布的统计模型来提取特征点,采用 L1-median 重建点簇的几何形状生成特征线。该方法相比于多尺度可以根据曲面的自然属性自适应地为不同的局部特征计算不同的阈值,但构造特征线所用的候选点可能不是点云模型的原始点。点云数据的不均匀分布也会影响特征提取的效果,造成不均匀分布的原因有两点,一是三维激光扫描仪与被扫描物体各部分之间的角度差异;二是三维激光扫

描仪在物体不同方位的扫描结果组合拼接。

由上述分析可知,点云特征线提取面临以下问题:(1)原始点云数据分布不均匀;(2)选择合适的邻域计算局部特征;(3)提取不明显特征点的同时避免引入过多非特征点;(4)建立较完整的特征线。针对这些问题,本文利用模型表面点云的分布情况和多尺度阈值思想,提出了一种扇区投影和滑窗连线的特征提取方法。经实验测试,该方法较完整提取了人造物体点云模型中的特征线。

2 特征提取方法

本文方法包括特征点的识别和特征点连接关系的建立。特征点分为边界点和折边点^[13],本文又将折边点细分为尖锐折边点和非尖锐折边点。

对于特征线的提取首先计算输入点云数据的平均点间距,作为后续参数调试的度量单位;再对检查点及其近邻点建立 12 扇区投影并构造三角形集合,通过扇区中点的分布情况和三角形的单位法向量来识别边界点和尖锐折边点,利用生成的局部探线来识别非尖锐折边点;最后选取线性度较大的特征点作为滑窗连线的种子点,建立连接关系生成特征线。特征线提取的流程如图 1 所示。

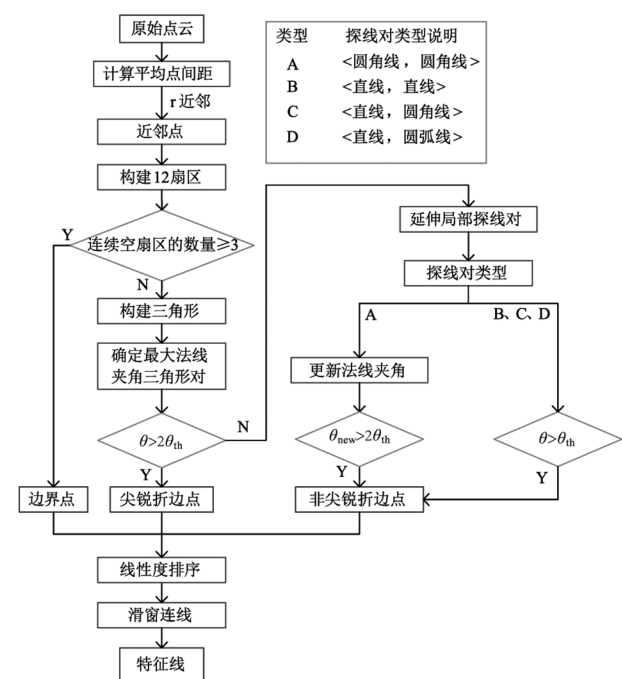


图 1 特征线提取流程

Fig.1 Feature line extraction process

2.1 平均点间距的估计

寻找点云数据每个检查点周围邻近点的方法有

k 近邻搜索和 r 半径搜索。考虑到存在不均匀的点云,本文采用 r 半径搜索,便于后续方法的实现。为了提高方法的自动化程度,对原始点云数据进行全局密度分析获得平均点间距,以此作为参照可以使该方法根据点云密度自适应地选择搜索半径。全局密度分析包括全局粗估计和局部抽样计算两部分,两个部分都会用到点云密度向平均点间距转换的公式^[14],如式(1)所示。平均点间距表示点云数据中相邻两点间的平均距离,点云密度表示单位面积内的点云数量,计算公式如式(2)所示:

$$d = \frac{1}{\sqrt{\rho}} \quad (1)$$

$$\rho = \frac{N}{S} \quad (2)$$

式中, d 为平均点间距; ρ 为点云密度; N 为点云数据大小; S 为点云模型的表面积。

全局粗估计用于粗略估计点云模型的尺度情况,本文将模型的坐标轴对齐包围盒面积代替模型的表面积,计算公式如下:

$$\begin{cases} d_c = \sqrt{\frac{2(ab + bc + ca)}{N_c}} \\ a = x_{\max} - x_{\min} \\ b = y_{\max} - y_{\min} \\ c = z_{\max} - z_{\min} \end{cases} \quad (3)$$

式中, d_c 为估计的平均点间距; N_c 为模型中点云数据大小; a 、 b 、 c 分别为坐标轴对齐包围盒的长宽高; x_{\max} 、 y_{\max} 、 z_{\max} 分别为模型的轴向最大值; x_{\min} 、 y_{\min} 、 z_{\min} 分别为模型的轴向最小值。

局部抽样计算是在模型中任取 m 个抽样点,分别计算每个抽样点处的平均点间距 d_i ($i = 1, 2, 3, \dots, m$),即以抽样点为圆心, $2d_c$ 为半径的圆内,统计圆内的点云数量,并带入式(1)和式(2),计算公式如式(4)所示。为防止出现极端情况,获得抽样点所得平均点间距的集中趋势,取集合 $\{d_i\}$ 的中位数 d_0 作为方法所需的平均点间距。本文方法以 d_0 作为扇区投影搜索半径的参考,一般取 $r_0 = (2 \sim 4)d_0$ 。

$$d_i = \sqrt{\frac{4\pi d_c^2}{N_i}} \quad (4)$$

式中, d_i 为第 i 个抽样点的平均点间距; N_i 为第 i 个抽样点所在圆内的点云数量。

2.2 特征点的识别

2.2.1 扇区投影

点云数据是具有三维信息的离散点,内部没有拓扑关系,探究检查点局部特性的关键是选取合适的邻近点。由于不均匀的邻近点会造成错误的特征分析,因此本文提出扇区投影的方法,在不均匀点云模型中为检查点选取合适的邻近点,并识别边界点和尖锐折边点。

点云模型中的任意检查点 p_i ($i = 1, 2, 3, \dots, NG$),在其半径为 r_0 的范围内搜索得到一组邻近点集 $B = \{p_{ij} | j = 1, 2, 3, \dots, N_B\}$, N_B 为邻近点数量。利用该组邻近点判断检查点是否为尖锐特征点,步骤如下:

(1) 确定投影平面。

平面的表示可以是点和向量的组合,点就是检查点 p_i ,向量由邻近点的主成分分析决定^[15]。主成分分析就是利用式(5)和式(6)计算邻域点的中心点 c 和协方差矩阵 M ,求解 M 的特征值分别为 λ_0 、 λ_1 、 λ_2 ,对应的特征向量为 a_0 、 a_1 、 a_2 :

$$c = \frac{1}{N_B} \sum_{j=1}^{N_B} p_{ij} \quad (5)$$

$$M = \frac{1}{N_B} \sum_{j=1}^{N_B} (p_{ij} - c)(p_{ij} - c)^T \quad (6)$$

特征值可以反映模型局部曲面的弯曲度,其中,最小特征值对应的特征向量作为所需投影平面的法向量 n_i 。设 $p_i = (p_i^x, p_i^y, p_i^z)$, $n_i = (n_i^x, n_i^y, n_i^z)$,则投影平面表达式为:

$$n_i^x(x - p_i^x) + n_i^y(y - p_i^y) + n_i^z(z - p_i^z) = 0 \quad (7)$$

(2) 筛选合适邻近点

邻近点集 B 向平面投影后的投影点集为 $B' = \{p'_{ij} | j = 1, 2, 3, \dots, N_B\}$,以 p_i 为原点建立 uv 坐标系:

$$u = \frac{p_i p'_{i1}}{\|p_i p'_{i1}\|}, \quad v = \frac{n_i \times u}{\|n_i \times u\|} \quad (8)$$

在新建坐标系中,本文将在投影平面以 p_i 为圆心; r_0 为半径的圆上平均划分扇区,从 u 轴开始,步长为 $\frac{\pi}{6}$,将投影区域划分 12 块扇区,则第 1 块扇区的范围为 $[\frac{\pi}{6}(l-1), \frac{\pi}{6}l]$ ($l = 1, 2, 3, \dots, 12$),如图 2(a)所示。然后,筛选投影点集使每个扇区只保留距离圆心最近的点。以 p'_{i1} 为例, p'_{i1} 位于第 1 扇区

且在扇区内距离 p_i 最近,则删除扇区内其余点。筛选结果示意图如图 2(b) 所示,同时邻近点集也只保留筛选结果对应的邻近点。

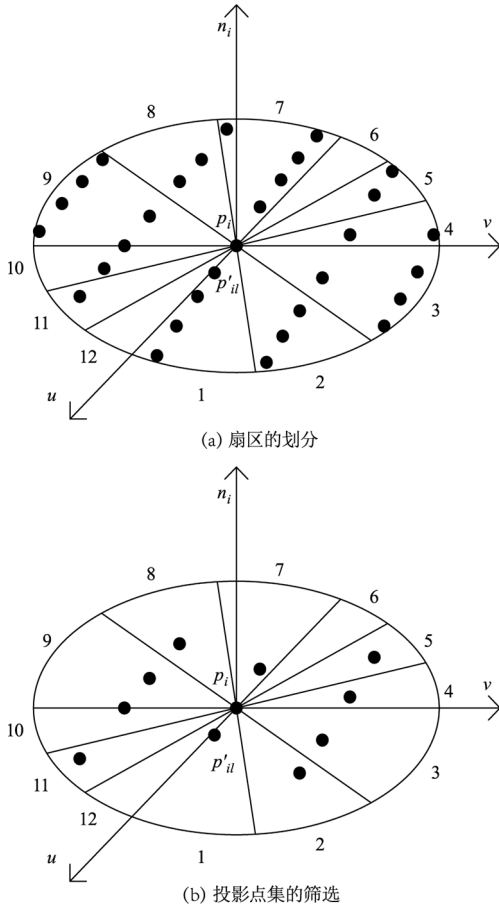


图 2 扇区投影示意图

Fig.2 Schematic diagram of sector projection

(3) 识别边界点

将筛选后的邻近点用于特征计算不仅保留了当前检查点的局部特征而且还减少了后续计算分析的运算量。文献[13]中利用邻近点来判断边界点,设置邻近方位角差值的阈值近似为 90° ,在本文中相当于连续 3 块扇区不出现邻近点,则认为该检查点是边界点。

(4) 搜索最大法线夹角三角形对

利用邻近点组合的三角形计算检查点周围的法向量并分析其变化。三角形由检查点 p_i 和两个邻近点(p_i^{begin} 和 p_i^{end}) 组成,为了保证组合后的三角形法线能代表所处曲面特征,三角形需要满足以下条件:

- 1) p_i^{begin} 和 p_i^{end} 所在扇区号之差 ≤ 4 。
- 2) p_i^{begin} 和 p_i^{end} 的扇区号之间存在中间邻近点 p_i^{mid} 。

3) $p_i p_i^{begin}$ 、 $p_i p_i^{mid}$ 和 $p_i p_i^{end}$ 两两之间的夹角 $> 20^\circ$ 。

4) 如式(9)所示, n_i^{mb} 、 n_i^{em} 和 n_i^{eb} 两两之间的夹角 $< 3^\circ$ 。

$$\begin{cases} n_i^{mb} = p_i p_i^{mid} \times p_i p_i^{begin} \\ n_i^{em} = p_i p_i^{end} \times p_i p_i^{mid} \\ n_i^{eb} = p_i p_i^{end} \times p_i p_i^{begin} \end{cases} \quad (9)$$

满足以上条件的三角形,对其法向量重定向,如果 $n_i^{eb} \cdot n_i > 0$,则法向量为 n_i^{eb} ,反之为 $-n_i^{eb}$ 。最后由检查点及其邻近点生成若干三角形,两两比较三角形的法向量夹角,找到夹角最大的一对三角形,记为 tri_1 和 tri_2 ,对应的法向量为 nt_1 和 nt_2 ,其中最大夹角为 θ 。

(5) 检测尖锐折边点

为方便区分尖锐折边点和非尖锐折边点,本文设置全局角度阈值 θ_{th} , θ_{th} 可以理解为检查点法向量分别与 nt_1 和 nt_2 夹角之和的平均值。如果 $\theta > 2\theta_{th}$,则认为该检查点是尖锐折边点,反之为非尖锐折边点或非特征点。

2.2.2 局部探线延伸

全局角度阈值的大小关系到特征点的识别,如果设置小阈值,尖锐折边点和非尖锐折边点都可以被识别,但会引入过多的非特征点;如果设置大阈值,识别尖锐折边点的同时不会引入非特征点,但又会丢失非尖锐折边点。这种情况是由于实际点云模型中非尖锐折边点和部分非特征点的局部曲面变化较小,导致两者难以区分。

针对以上非尖锐折边点提取问题,本文在扇区投影的基础上使用局部探线来进一步探索从检查点向 tri_1 和 tri_2 的中位线延伸方向的变化趋势,根据两个方向的探线类型,重新判断当前检查点是否为特征点。以 tri_1 为例,其步骤如下:

(1) 探线的构建

探线由 3 条线段组成,如图 3 所示,探线的路径为: $p_i \rightarrow s_{i,1} \rightarrow s'_{i,2} \rightarrow s'_{i,3}$,图中实心点为点云模型中的点,空心点为人工推理计算的点。其中,线段 1: $p_i s_{i,1}$ 为三角形 tri_1 的中位线,向量 $p_i s_{i,1}$ 和向量 $n_{i,1}$ 确定平面 plane。线段 2: 以 $s_{i,1}$ 为中心,设置 r_i 为探线搜索半径,得到一组邻近点 $B_{i,1} = \{s_{i,1,j} \mid j = 1, 2, 3, \dots, N_{i,1}\}$, $N_{i,1}$ 为邻近点的数量。接着,向平面 plane 投影得到投影点集 $B'_{i,1} = \{s'_{i,1,j} \mid j = 1, 2, 3,$

... N_{i1-1} }, 比较 $s_{i1-1}s'_{i1-1,j} \cdot p_i s_{i1-1}$ 中的非负值, 其中最大值对应的投影点为 s'_{i1-2} , 邻近点为 s_{i1-2} , 最后计算 $s_{i1-1}s'_{i1-2}$ 和 $p_i s_{i1-1}$ 之间的偏转角为 θ_{i1-1} 。线段 3: 计算过程同线段 2, 其偏转角为 θ_{i1-2} 。

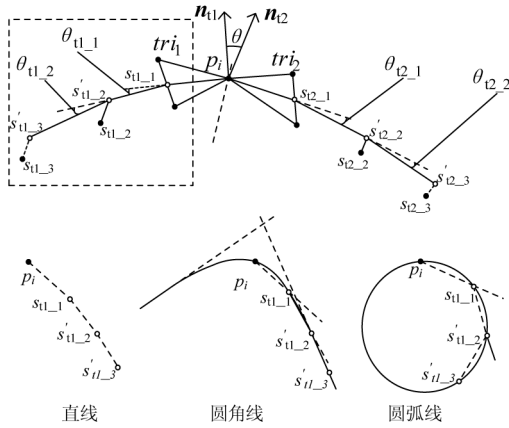


图 3 探线构建示意图

Fig. 3 Schematic diagram of probe line construction

(2) 探线类型的判断

探线的类型有利于进一步分析检查点的特征属性, 判断依据为出发角 θ 、偏转角 θ_{i1-1} 和 θ_{i1-2} 。如图 3, 当 $\theta \gg \theta_{i1-1} \approx \theta_{i1-2} \approx 0$ 时, 为直线; 当 $\theta > \theta_{i1-1} \gg \theta_{i1-2}$ 时, 为圆角线; 当 $\theta \approx \theta_{i1-1} \approx \theta_{i1-2}$ 时, 为圆弧线。创建概率函数进行定量比较, 通过最大概率值确定探线类型。

$$\begin{cases} P_{\text{直线}} = 1 - \frac{\theta_{i1-2}}{\theta - \theta_{i1-1}} \\ P_{\text{圆角线}} = 1 - \frac{\theta_{i1-2}}{\theta_{i1-1}} \quad \text{s. t. } \theta_{i1-1}, \theta_{i1-2} \in [0, \theta] \\ P_{\text{圆弧线}} = \frac{\theta_{i1-2} + \theta_{i1-1}}{2\theta} \end{cases} \quad (10)$$

检查点在 tri_2 一侧的探线类型计算方法同 tri_1 。最后, tri_1 和 tri_2 两侧的探线组成探线对, 若其中某一条探线不是以上 3 种探线类型, 则认为该检查点是非特征点。探线对满足以下条件会认为检查点是非尖锐折边点:

- 1) 两条探线中至少一条为直线, 则降低判断标准。如果 $\theta > \theta_{th}$, 就认为该检查点是非尖锐折边点。
- 2) 两条探线都是圆角线, 则扩大尺度, 计算 $s_{i1-3}p_i$ 和 $p_i s_{i2-3}$ 之间的夹角 θ_{new} , 如果 $\theta_{new} > 2\theta_{th}$, 则认为该检查点是非尖锐折边点。

探线作为一种辅助线, 进一步提高了扇区投影

对特征点的识别精度, 同时, 本小节探线类型的判断主要由三角形对的法线夹角作为参考, 减少了方法中阈值参数的输入。

2.3 特征点的连接

点云模型经过扇区投影和局部探线延伸所提取的特征点为散乱无序的、不包含拓扑信息的点集, 还需建立特征点之间的连接关系, 得到特征线。

本文使用滑窗连线的方法建立连接关系, 并将所有特征点转化为新的点云 A, 连接过程如下:

(1) 使用 PCA 计算 A 中点 q_i 及其 k 近邻点构成协方差矩阵的特征值 $\lambda_{i0}, \lambda_{i1}, \lambda_{i2}$, 并计算线性度^[16] l_i , 公式如下:

$$l_i = \frac{\lambda_{i0} - \lambda_{i1}}{\lambda_{i0}}, \lambda_{i0} > \lambda_{i1} > \lambda_{i2} \quad (11)$$

另外, q_i 对应一个向量 v_i , 该向量能表示当前点所在特征线的方向, 由距离该点最近的两个点 q_{i1} 和 q_{i2} 决定, 公式如下:

$$v_i = \frac{q_{i1} + q_{i2}}{2} - q_i \quad (12)$$

(2) 根据线性度对每个点降序排序, 选取具有最大线性度的点作为初始种子点 p_{seed} , 对应步骤(1)的向量 v_{seed} 。

(3) 每个种子点向 v_{seed} 方向生长, 生成正向连接列表 p_list_P ; 向 $-v_{seed}$ 方向生长, 生成反向连接列表 p_list_N 。最后 $(-p_list_N) + p_{seed} + p_list_P$ 合成一条完整特征线。

(4) 生长的条件由滑窗决定, 滑窗将窗口分为两个区: 采集区和处理区。其中, 采集区负责沿特征线的方向采集特征点送入处理区; 处理区负责从特征点中剔除一些干扰点, 建立连接关系, 存入连接列表。

1) 采集区在采集特征点时依赖于自己参考点 p_{cap} 和参考方向 v_{cap} , 初始参考点为 p_{seed} , 初始参考方向为 v_{seed} 或 $-v_{seed}$ 。大范围搜索: 以参考点为中心, r_{big} 为搜索半径, 搜索周围邻近点 $B_c = \{p_{c,j} | j = 1, 2, 3, \dots, N_c\}$, N_c 为邻近点的数量, 保留 $p_{cap} p_{c,j}$ 和参考方向夹角小于 30° 的邻近点, 接着向参考方向所在直线投影, 距离参考点最近的投影点对应的邻近点为 $p_{c,min}$ 。小范围搜索: B_c 中满足 $\|p_{c,j} - p_{c,min}\| \leq r_{small}$ 的点按其投影点到参考点的距离升序排列, 依次放入处理区。每次采集结束后, 最后一个进入处理区的点作为采集区新的参考点, 处理区参考点到

处理区所有点的质点方向作为采集区新的参考方向。

2)处理区建立连接关系时同样依赖于自己的参考点 p_{deal} 和参考方向 v_{deal} , 初始参考点为 p_{seed} , 初始参考方向为 v_{seed} 或 $-v_{seed}$, 设置处理区大小为 M_DEAL 。处理区装满特征点后, 从参考点开始依次对处理区内的特征点连线, 处理区中相邻两点 p_{m-1} 和 p_m 连接时, p_{m-1} 已被存入连接列表, 如果 $p_{m-1}p_m$ 和参考方向夹角小于 θ_{th} , 则连接 p_{m-1} 和 p_m , 并将 p_m 存入连接列表; 否则, 判断 p_{m-1} 和 p_{m+1} 的连接。每次处理结束后, 最后一个进入连接列表的点作为处理区新的参考点, 本次存入连接列表的所有点计算其质点, 原参考点到该质点的方向作为处理区新的参考方向。

(5)将每次生成的特征线存入容器 C 中, 直到无新的特征线产生。

本文根据线性度大小选择种子点, 有助于从线的中点建立连接关系, 从而生成较完整的特征线。同时, 大范围搜索半径 r_{big} 体现为每次连线的步进长度, 在一定程度具有抗特征线断裂能力; 小范围搜索半径 r_{small} 具有防止生长过程丢失特征点的能力。

3 实验结果及其分析

3.1 主要参数设置

在 Visual Studio 2019 和 pcl 1.11.1 开发平台下实现上述特征线提取方法, 选取 AIM@SHAHE Shape Repository 公开数据库中的 Smooth、Fandisk、Vase 模型和杏林堡大桥桥塔的 A1-1 节段点云模型作为实验对象验证所提方法的可行性和有效性。

结合本文方法各参数的含义和以往文献参数的合理值, 经过测试不同模型的特征提取, 确定方法中各参数的推荐值, 如表 1 所示。

表 1 参数列表

Tab.1 List of parameters

参数	取值	含义
θ_{th}	15°	判断特征点的角度参考值
r_0	$3.5 d_0$	检查点获取邻近点所需的半径
r_t	$1.5 d_0$	每段探线的搜索半径
r_{big}	$5 d_0$	滑窗采集区最大步长
r_{small}	$1.5 d_0$	采集区的小范围搜索半径
M_DEAL	5~10	滑窗处理区长度

3.2 不同点云模型的特征提取结果

图 4 为 Fandisk 模型的特征提取过程。Fandisk 模型大部分为明显棱线, 少部分为特征信息不明显的棱线和曲线。如图 4(b) 所示, 将点云模型扇区投影, 得到尖锐折边点组成的特征点集。图中的 3 块区域缺失的特征点属于不易识别的非尖锐特征点。这些区域的曲率较小, 相邻点之间的法线方向相近。扇区投影初始阶段只能识别到尖锐折边点, 继续将点云模型进行局部探线的延伸, 得到全部的特征点提取结果, 如图 4(c) 所示。对比图 4(b) 的 3 个区域和图 4(c) 的对应区域, 非尖锐折边点得到很好的识别, 且未引入过多的非特征点。结合特征提取流程图中的解释, 区域 1 和区域 2 的探线对属于类型 C, 区域 3 的探线对类型属于类型 A。如图 4(d) 所示, 最后使用滑窗连线的方法建立特征点之间的连接关系, 形成了较完整的特征线。由于点云分布不均, 识别的特征点中会引入少量的干扰点, 这些干扰点将造成特征线不平滑。滑窗的处理区可以去除这些干扰点, 图 4(c)、(d) 的标注区域可以看出, 在建立连接关系时, 干扰点被忽略。

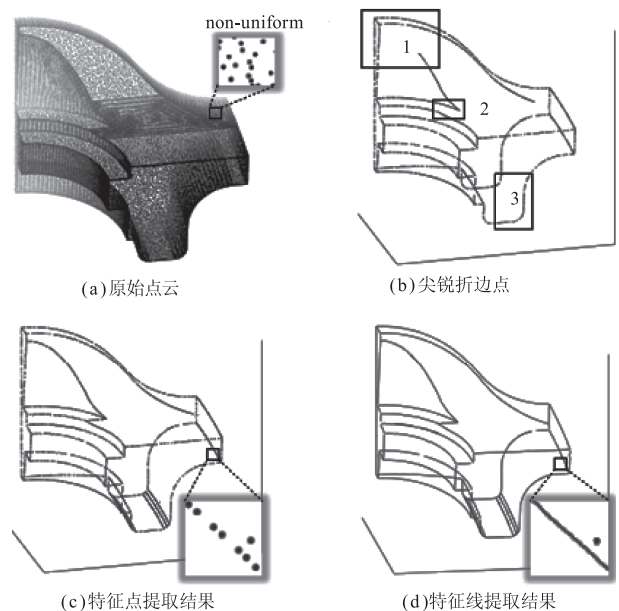


图 4 Smooth 模型的特征线提取

Fig.4 Feature line extraction of Smooth model

其它模型的特征线提取结果如图 5 所示。图 5(a) 为 Smooth 模型点云, 该模型结构简单, 特征线为 11 条棱线和 3 条曲线, 其中 1 条曲线特征强度逐渐减弱。由图 5(c) 可以看出, 所有特征线均得到

正确提取,较弱特征的曲线也得到很好的识别。图 5(d)为 Vase 模型点云,该模型包含大部分弱特征的曲线,部分曲线的特征复杂多变。应用本文方法对模型进行特征提取,实验结果中模型内外线条轮廓和底部曲线得到很好的提取,但出现部分曲线断裂的现象,这主要是由曲线上不均匀特征点分布以及不合理的探线方向造成的。桥塔节段由实地扫描获得,共包含 5835401 个点,由于模型的点云数据量较大,实验利用 CloudCompare 软件对点云数据进行下采样处理得到 228484 个点,结果如图 5(g)所示。该模型的外轮廓由边界点组成,内部区域的特征线由折边点组成,部分锯齿区域是扫描线被遮挡造成的。提取结果如图 5(h)、(i)所示,外轮廓的边界点提取效果较好,内部的折边点得到尽可能的提取,最终模型整体的特征线得到了较好的识别。

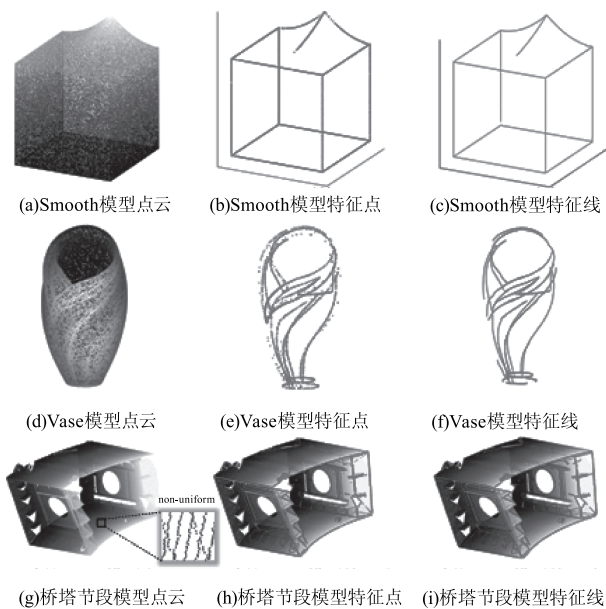


图 5 其它模型的特征线提取

Fig. 5 Feature line extraction of other models

表 2 特征提取前后的点云数目对比

Tab. 2 Comparison of point cloud numbers before and after feature extraction

模型	平均点间距/m	模型点云数目/个	特征点数目/个
Fandisk	0.0281	53721	4007
Smooth	0.0166	84441	2799
Vase	0.00536	86673	3816
桥塔节段	0.0111	228484	16020

表 2 总结了模型特征提取前后点云数目的变化,从表中可以看出,特征提取后的点云数目远小于模型点云数目,在保留基本特征的同时减少了存储模型带来的空间开销。

3.3 不同提取方法对比

为验证本文方法的优越性,应用文献[5]的方法、文献[17]的方法、基于曲率的方法和本文方法分别对 Fandisk 模型进行特征的提取,通过对 3 种方法设置合理的参数,提取结果如图 6 所示。表 3 记录了三种方法的提取率。

Fandisk 模型含有一些不明显特征的曲线,从图中可以看出,文献[5]的方法在区域 1 和区域 3 提取的特征较为模糊,在区域 2 未提取到弱特征,这是因为文献[5]通过法线方向的最佳聚类数来定性判断特征点,在这种弱特征条件下,法线方向相近,很难区分平面和折边;文献[17]的方法利用法向量夹角的方差阈值进行全局提取,无法提取图中的弱特征区域;基于曲率的方法比较简单,根据每个点的曲率来判断特征点,虽然可以设置较小的曲率阈值检测弱特征,但也会引入过多的非特征点,从而影响后续连接关系的建立,此外,该方法不易识别区域 3 处的平滑过渡区。从图 6(d)和表 3 可以看出,本文方法不仅能提取到模型的大部分明显特征和弱特征信息,同时还能具有较低的提取率,较低的提取率有利于降低后续数据处理的运算量。在特征提取质量上,图(a)、(d)优于图(b)、(c),且图(d)的用时相较于图(a)更短。

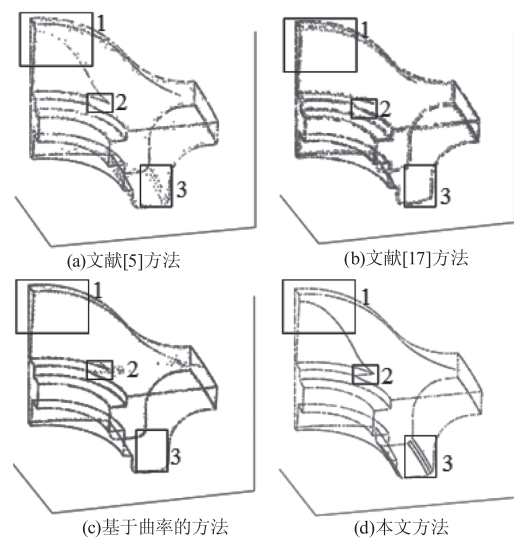


图 6 不同方法的提取结果对比

Fig. 6 Comparison of extraction results of different methods

表3 不同方法的提取率

Tab.3 Extraction rates of different methods

方法	原始点云/个	特征点/个	提取率/%	用时/s
文献[5]	53721	3821	7.1	123.4
文献[17]	53721	5744	10.7	6.8
曲率	53721	6849	12.7	4.6
本文方法	53721	4007	7.5	46.8

3.4 抗噪性分析

为测试本文方法的抗噪性,使用 PCL 库自带函数为桥塔节段模型添加不同强度的高斯噪声进行实验。图 7 是模型在不同强度噪声下的特征提取结果。可以看出,适当强度的噪声不影响提取结果,但随着噪声强度的增加,部分区域引入了非特征点,导致在连接特征点时出现特征线断裂或毛刺状特征线的情况。

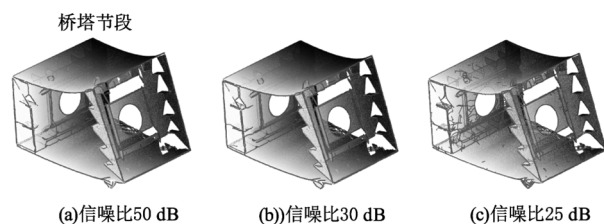


图7 不同强度噪声下特征提取结果

Fig. 7 Feature extraction results under different intensity noise

4 结 语

本文提出一种扇区投影和滑窗连线的特征线提取方法,利用扇区投影的区间划分从不均匀的邻近点中筛选出一组较为均匀的点,用于局部特征的计算。同时,借助局部探线进一步识别模型中的非尖锐折边点。在对比实验中,所提方法在弱特征信息识别和提取率方面明显优于其他 3 种方法。在建立特征点连接关系时,利用滑窗处理的方法,尽可能地防止特征线断裂并排除干扰点,提高特征线的连续性和完整性。此外,本文方法能自动估计点云模型的平均点间距,平均点间距可为参数的设置提供参考尺度,从而避免因点云密度的变化造成反复调试参数的问题。

实验证明,本文方法在提取模型中大部分弱特征信息的同时,不会引入过多的非特征点。但对于复杂多变的扭曲模型,提取的特征曲线出现断裂或多重曲线的情况,下一步将针对特征线的优化问题展开研究。

参考文献:

- [1] Liang Dong,Zhao Kai, Ma Yinhuai, et al. Virtual steel pylon segments assembly method based on 3D laser scanning [J]. Bridge Construction, 2021, 51(3): 62-71. (in Chinese)
梁栋,赵恺,马印怀,等.基于3D激光扫描的钢桥塔节段虚拟装配方法[J].桥梁建设,2021,51(3):62-71.
- [2] Li Cailin, Chen Wenhe, Hu Shanming, et al. Massive point cloud visualization using octree and OSG paging nodes [J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(21): 234-249. (in Chinese)
李彩林,陈文贺,胡善明,等.采用八叉树和OSG分页结点的海量点云三维可视化[J].计算机工程与应用,2019,55(21):234-249.
- [3] Liu Deer, Liu Peng, Xiao Jian. Seamless 3D reconstruction of multi-source point cloud based on PCA-TrICP [J]. Laser & Infrared, 2021, 51(4): 447-453. (in Chinese)
刘德儿,刘鹏,肖健.基于PCA-TrICP的多源点云无缝三维重建[J].激光与红外,2021,51(4):447-453.
- [4] Chen Huawei, Yuan Xiaocui, Wu Lushen, et al. Automatic point cloud feature-line extraction algorithm based on curvature-mutation analysis [J]. Optics and Precision Engineering, 2019, 27(5): 1218-1228. (in Chinese)
陈华伟,袁小翠,吴禄慎,等.基于曲率突变分析的点云特征线自动提取[J].光学精密工程,2019,27(5):1218-1228.
- [5] Chen X, Yu K. Feature line generation and regularization from point clouds [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(12): 9779-9790.
- [6] Ni H, Lin X, Ning X, et al. Edge detection and feature line tracing in 3D-point clouds by analyzing geometric properties of neighborhoods [J]. Remote Sensing, 2016, 8(9): 710.
- [7] Shi Hongxia, Wang Jianmin. Feature line extraction for point cloud based on normal vector region clustering segmentation [J]. China Mechanical Engineering, 2021, 32(21): 2552-2561. (in Chinese)
史红霞,王建民.基于法向量区域聚类分割的点云特征线提取[J].中国机械工程,2021,32(21):2552-2561.
- [8] Wang Xiaohui, Wu Lushen, Chen Huawei, et al. Feature line extraction from a point cloud based on region clustering segmentation [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(11): 66-75. (in Chinese)
王晓辉,吴禄慎,陈华伟,等.基于区域聚类分割的点云特征线提取[J].光学学报,2018,38(11):66-75.
- [9] He Tong, Xiong Fengguang, Han Xie, et al. A feature

- curve extraction algorithm for point cloud based on covariance matrix [J]. *Computer Engineering*, 2018, 44 (3): 275 - 280, 86. (in Chinese)
- 贺彤,熊风光,韩燮,等. 一种基于协方差矩阵的点云特征曲线提取算法[J]. *计算机工程*, 2018, 44 (3): 275 - 280, 86.
- [10] Dey E K, Tarsha Kurdi F, Awrangjeb M, et al. Effective selection of variable point neighbourhood for feature point extraction from aerial building point cloud data [J]. *Remote Sensing*, 2021, 13 (8) :1520.
- [11] Pauly M, Keiser R, Gross M. Multi-scale feature extraction on point-sampled surfaces [C]. // *Proceedings of the Blackwell Publishing, Inc, F*, 2003
- [12] Zhang Y, Geng G, Wei X, et al. A statistical approach for extraction of feature lines from point clouds [J]. *Computers & Graphics-Uk*, 2016, 56:31 - 45.
- [13] Ren Qiancheng. Method for extraction of point cloud feature line [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56 (6) :229 - 235. (in Chinese)
- 任前程. 一种点云特征线提取方法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56 (6) :229 - 235.
- [14] Tarsha-Kurdi F, Landes T, Grussenmeyer P, et al. New approach for automatic detection of buildings in airborne laser scanner data using first echo only [C]. // *Isprs Comm III Symposium Photogrammetric Computer Vision*, 2012.
- [15] Li Xinchun, Yan Zhenyu, Lin Shen, et al. Point cloud registration based on neighborhood characteristic point extraction and matching [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2020, 49 (4) :255 - 265. (in Chinese)
- 李新春,闫振宇,林森,等. 基于邻域特征点提取和匹配的点云配准 [J]. *光子学报*, 2020, 49 (4) :255 - 265.
- [16] Santos R C D, Galo M, Tachibana V M. Classification of LiDAR data over building roofs using k-means and principal component analysis [J]. *Boletim de Ciencias Geodesicas*, 2018, 24 (1) :69 - 84.
- [17] Ma Weifeng, Wang Jinliang, Zhang Jianpeng, et al. Feature extraction from point cloud based on improved normal vector [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2021, 46 (11) :84 - 90, 146. (in Chinese)
- 麻卫峰,王金亮,张建鹏,等. 一种改进法向量估算的点云特征提取 [J]. *测绘科学*, 2021, 46 (11) :84 - 90, 146.