

# 邻域特征参数融合的点云轮廓特征点提取方法

刘书南<sup>1</sup>, 陈西江<sup>2</sup>, 花向红<sup>3</sup>, 吕楚男<sup>1</sup>, 郑益平<sup>1</sup>, 付合<sup>1</sup>

1. 浙江臻善科技股份有限公司, 杭州, 310005;
2. 武汉理工大学安全科学与应急管理学院, 武汉 430070;
3. 武汉大学测绘学院, 武汉 430072

**摘要:** 点云轮廓特征点是确定物体几何形状的关键, 在目标检测和定位等邻域发挥着重要作用。本研究的目标是直接利用点云邻域特征来提取点云轮廓特征点。首先, 利用Cholesky分解确定主、次特征向量, 并分别构建基于主、次特征向量作为法向量的折边和边界点提取的邻域特征投影平面。然后, 通过构建点的邻域维度特征信息熵模型来确定最佳的邻近点数, 分析投影平面上目标点与邻域点构成的向量夹角分布特性, 并基于方位角的特点, 提出基于邻域特征分布的边界点精细提取方法。最后, 提出基于四元素的投影平面上邻域点的二维视图形成方法, 建立二维视图下基于点到直线距离及直线两侧点数偏差的多参数的折边点提取模型。实验结果表明, 本文方法优于有序点霍夫变换法, 面分割法和二值图像法。在抗噪声性能方面, 本文方法能够在不同噪声情况下提取出轮廓特征点, 且稳健性优于二值图像法、区域聚类曲率法和区域增长法。另外, 本文方法的准确率、召回率及F1分数都高于90%, 本文方法的F1分数比区域聚类曲率法高了4.2%, 比霍夫变换法高了32.4%。而且, 本文方法不仅适用于规则平面形状的建筑, 也适用于不规则曲线形状建筑的轮廓特征点提取。

**关键词:** 点云, 轮廓点, 特征点, 边界点, 折边点, 邻域特征, 投影平面, 特征提取

**中图分类号:** P2

**引用格式:** 刘书南, 陈西江, 花向红, 吕楚男, 郑益平, 付合. XXXX. 邻域特征参数融合的点云轮廓特征点提取方法. 遥感学报, XX (XX): 1-15

LIU Shunan, CHEN Xijiang, HUA Xianghong, LV Chunan, ZHEN Yiping, FU He. XXXX. Point cloud contour feature point extraction method based on domain feature parameter fusion. National Remote Sensing Bulletin, DOI: 10.11834/jrs.20243368]

## 1 引言

三维激光扫描技术可以记录物体表面大量密集点的三维坐标。该技术已广泛应用于边坡监测(姚春静等, 2015)、文物保护(Tait等, 2016)、建筑分割(郝娇娇等, 2023)、数字城市(Banion等, 2020)等领域。虽然三维激光扫描可以获得大量的点云数据, 但并不是所有的点都有用。点云轮廓特征点主要反映了点云模型的几何性质, 主要包括折边点和边界点(Ni等, 2016)。点云轮廓特征点在建筑轮廓提取、建筑模型重建、道路提取、配准等领域发挥着重要作用(Habib等, 2005)。目前, 在图像领域已经有许多成熟的特征

提取技术(Almazan等, 2017)。然而, 三维点云特征提取的研究还不是很成熟。主要原因是3D点云不像2D图像那样具有邻域连通性的特点。因此, 很难通过分析邻域特征来准确地获取物体的轮廓特征点。

目前, 点云轮廓特征点的提取方法主要有两类。第一类是将点云转为图像, 利用图像特征提取的方法确定点云轮廓特征。比如, 文献(Widyaningrum等, 2019)利用有序点构造了一种扩展的霍夫变换方法, 并利用该方法对建筑边界点进行检测和分割。该方法首先利用霍夫累加矩阵实现建筑物主方向的判断; 然后提出了分层滤波和聚类方法来对检测的热点和有序点进行精确

收稿日期: XXXX-XX-XX; 预印本: XXXX-XX-XX

基金项目: 自然资源部环鄱阳湖区域矿山环境监测与治理重点实验室开放基金资助(编号: MEMI-2021-2022-04); 国家自然科学基金项目(42171428); 湖北省自然科学基金(项目编号: 2023AFB950)

第一作者简介: 刘书南, 主要研究方向为三维激光扫描点云数据处理。

通信作者简介: 陈西江 副教授 E-mail: cxj\_0421@163.com

直线的描述；最后，通过组成建筑物边界点的有序点列矩阵实现建筑物屋顶轮廓特征点的分割。文献（Widyaningrum 等，2019）首先将点云转换为图像，然后再利用中轴变换算法检测建筑物角点，最后在图像上使用  $\alpha$ -shape 算法确定了建筑物的边界点。该类方法的缺点是容易产生错误的角点，特别是对于复杂的建筑物，容易检测到错误的边界点。文献（袁俏俏 等，2019）首先将点云进行规则栅格化；然后，通过优化替代法对网格矩阵进行灰度赋值，完成散乱点云被投影成二维影像；最后，利用改进 Canny 算法从二维影像中进行特征提取。文献（Lu 等，2019）首先使用区域增长算法将点云分割成不同的平面，然后将点投影到平面上形成二维图像。最后，依据图像特征提取算法提取二维图像的轮廓特征点。该类方法的优点是对于分辨率高的点云能够得到高质量的二维图像，从而可以依据图像特征提取方法获得高精度的点云轮廓特征点，缺点是稀疏点云难以获得高质量图像，从而导致轮廓特征信息的丢失，进而严重影响目标轮廓特征点提取精度。

第二类直接在离散点云上通过分析邻近点特点来提取目标轮廓特征点。如，文献（Bazatian 等，2015）计算每个点的  $k$  个最邻近点定义的协方差矩阵，根据协方差矩阵的特征值检测点云特征。文献（Kim，2013）首先采用移动最小二乘法拟合局部平面得到曲率；然后利用 Voronoi 图构造山谷特征点的邻域信息。同样，文献（喻孟娟和聂建辉，2022）利用加权二次曲线拟合局部曲率分布，并通过判定在最大主曲率方向上与二次曲线极值的距离来实现点云特征点的识别。文献（Demarsin 等，2007）首先计算出点及其邻域的法向量；然后根据法向量的角度阈值进行聚类分割，分割出尖锐点；最后利用 Delaunay 曲率导数对脊特征点进行检测。文献（Ho 等，2009）直接在点云上实施曲率的计算，并采用多尺度曲率方法提取点云特征，利用局部曲率的最大值和最小值确定点云轮廓特征点。该类方法的优点是计算方便，缺点是轮廓点的提取受特征值及曲率的影响较大，进而容易受噪声点的影响。文献（Albers 等，2016）等首先利用区域增长算法将点云分割为许多小的平面，并将许多小平面进行聚合形成不同类的大平面，再利用  $\alpha$ -shape 算法对每个平面进行边界点的提取，通过提取的边界点形成点云轮廓

特征点。针对  $\alpha$ -shape 算法容易受噪声点的干扰，文献（惠振阳 等，2022）首先利用随机抽样一致性算法对基于  $\alpha$ -shape 算法得到的初始轮廓点进行筛选；然后，用道格拉斯普克算法确定关键轮廓点；最后，通过强制正交优化方法构建准确的轮廓线。该类方法由于需要将点云分割成不同平面。因此，其缺点受点云分割平面精度的影响很大。文献（Chen 等，2020）利用改进的  $k$ -d 树搜索  $k$  邻域，并在该邻域内构建投影平面，对投影平面上的点利用场力和判定准则识别边界特征点。该方法由于应用到  $k$  邻域方法，不同的  $k$  值对边界特征点的提取影响较大。同时，无法给出较优的  $k$  值用于折边点的高精度提取。

以上两类方法的缺点是点云转图像方法难以保证高质量的图像，从而无法确保轮廓特征点的提取精度。同时，直接利用点云涉及的步骤较多且参数较多，且没有给出最佳参数的范围，难以形成稳健的目标轮廓特征点提取。针对此，本文提出了一种提取点云轮廓特征点的新方法，该方法可以提取边界点和折边点。本文既没有直接在原始点云上进行轮廓特征点提取，也没有将点云转换为图像进行特征点提取。相反，本文不仅使用每个点的邻域特征，而且还使用投影后的 2D 点的特征。本文提出的方法主要包括四个步骤：第一步：根据目标点的邻近点和中心点进行特征分解，得到三个特征值及对应的特征向量，根据最小特征值对应的特征向量，确定边界提取的投影平面。第二步：将目标点及其邻近点投影到投影平面上，构造目标点与其邻近点之间的向量；计算相邻向量间的夹角，根据相邻向量夹角分布确定边界点。第三步：对包围球内的点实施特征分解，根据分解得到的最大特征值对应的特征向量，确定用于折边点提取的投影平面。第四步：将包围球内的点云投影到投影平面上，并将其旋转到二维坐标系下，并构建最近点直线方程，通过分析其余点到该直线的距离特征及点在该直线两侧分布特性确定折边点。

## 2 基于邻域点投影平面的构建

假设目标点  $p'_i$  的  $k$  个邻近点为  $\{p_1, p_2, \dots, p_j, \dots, p_k\}$ ，利用目标点和它的  $k$  个邻近点构建局部协方差矩阵为：

$$\mathbf{M} = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k (p_j - \bar{p})^T (p_j - \bar{p}) \quad (1)$$

式中,  $\bar{p} = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k p_j$ 。由于矩阵  $\mathbf{M}$  是正对称矩阵, 利用 Cholesky 分解得到:

$$\mathbf{M} = [e_1 \ e_2 \ e_3] \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_1^T \\ e_2^T \\ e_3^T \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中,  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$  为三个特征值,  $e_1, e_2, e_3$  为三个特征向量。三个特征值的大小关系为  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 > 0$ , 三个特征值分别对应三个特征向量  $e_1, e_2, e_3$ , 将最小特征值及最大特征值对应的特征向量作为投影平面的法向量, 则可得到两种不同形式平面方程:

$$\begin{cases} ax + by + cz + d = 0 \\ \tilde{a}x + \tilde{b}y + \tilde{c}z + d = 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $(a, b, c)$  为特征向量  $e_3$ ,  $(\tilde{a}, \tilde{b}, \tilde{c})$  为特征向量  $e_1$ 。

### 3 边界点的提取

#### 3.1 基于信息熵的最优邻近点数判断方法

对于式 (2) 确定的三个特征值  $\lambda_1, \lambda_2$  及  $\lambda_3$ , 令  $\delta_1 = \sqrt{\lambda_1}$ 、 $\delta_2 = \sqrt{\lambda_2}$  及  $\delta_3 = \sqrt{\lambda_3}$ 。 $\delta_1, \delta_2$  及  $\delta_3$  三者之间的关系为  $\delta_1 \geq \delta_2 \geq \delta_3$ 。 $\delta_1, \delta_2$  及  $\delta_3$  分别表示目标特征三个方向的拟合残差。对该拟合残差归一化处理, 从而可以构建不同点属于不同特征的概率模型 (Dong 等, 2018), 如式 (4) 所示:

$$a_1 = \frac{\delta_1 - \delta_2}{\delta_1}, a_2 = \frac{\delta_2 - \delta_3}{\delta_1}, a_3 = \frac{\delta_3}{\delta_1} \quad (4)$$

利用式 (4) 概率模型, 结合香农熵 (Demantke 等, 2011), 构建每个点邻域特征的信息量, 如式 (5) 所示:

$$E_p = -a_1 \ln(a_1) - a_2 \ln(a_2) - a_3 \ln(a_3) \quad (5)$$

$E_p$  越小, 表示该点包含的信息越少, 说明该点的邻域维度特征越单一。不同邻域点的数量对应不同的  $E_p$ 。因此, 可以依据不同邻近点数量对应的  $E_p$  来确定最佳的邻近点数量, 如式 (6) 所示:

$$\begin{cases} k_{opt} = \arg \min_{k_i} E_p(k_i) \\ k_i \in [k_{min}, k_{max}] \end{cases} \quad (6)$$

式中,  $k_{opt}$  为最佳邻近点数。根据式 (6) 便可确定最佳的邻近点数。

#### 3.2 基于邻域特征分布的边界点精细提取方法

本文首先使用 K-近邻算法 (Gunnhold 等, 2001) 确定邻域点, 根据 2.1 节确定最佳的邻近点数量。将邻近点  $(x_j, y_j, z_j)$  投影到式 (3) 中的第一个投影平面上。由于邻近点  $(x_j, y_j, z_j)$  与投影点  $(x'_j, y'_j, z'_j)$  所形成的直线一定与投影平面的法向量平行, 从而可以构建平面及直线参数方程, 如式 (7) 所示:

$$\begin{cases} ax'_j + by'_j + cz'_j + d = 0 \\ \frac{x'_j - x_j}{a} = \frac{y'_j - y_j}{b} = \frac{z'_j - z_j}{c} = \lambda \end{cases} \quad (7)$$

式中,  $(a, b, c)$  为投影平面法向量。根据式 (8) 得到参数  $\lambda$ :

$$\lambda = \frac{-ax_j - by_j - cz_j - d}{a^2 + b^2 + c^2} \quad (8)$$

将  $\lambda$  代入到式 (7) 得到投影后的坐标为:

$$\begin{cases} x'_j = a\lambda + x_j \\ y'_j = b\lambda + y_j \\ z'_j = c\lambda + z_j \end{cases} \quad (9)$$

根据投影后的坐标构建目标点  $p'_i$  与邻近点之间的向量, 如图 1 所示。

计算相邻向量之间的夹角, 如式 (10) 所示:

$$\alpha_j = \arccos \left( \frac{\overrightarrow{p'_i p'_i} \cdot \overrightarrow{p'_i p'_j}}{\|\overrightarrow{p'_i p'_i}\| \|\overrightarrow{p'_i p'_j}\|} \right), j = 1, 2, \dots, k \quad (10)$$

由图 1 可知, 如果目标点为边界点, 则存在相邻向量夹角较大的情况, 反之则不是边界点。假设夹角的最大阈值为  $\alpha_{thr}$ 。

利用以上方法可以提取较为明显的边界点。但是, 对于上下两层边界点则可能无法对其进行准确提取。针对此, 本文将相邻向量夹角构建成方位角  $\tilde{a}_i$ , 并结合邻近点距离  $d_i$  实现不明显边界点的提取。将方位角  $\tilde{a}_i$  与距离  $d_i$  构造一个新的矩阵  $\mathbf{A} = [\tilde{a}_i \ d_i]$ 。方位角  $\tilde{a}_i$  从小到大进行排序, 如式 (11) 所示:

$$\mathbf{A} = [\tilde{a}_i \ d_i] = \begin{bmatrix} \tilde{a}_1 & d_1 \\ \tilde{a}_2 & d_2 \\ \vdots & \vdots \\ \tilde{a}_k & d_k \end{bmatrix}, \tilde{a}_1 \leq \tilde{a}_2 \leq \dots \leq \tilde{a}_k \quad (11)$$

对于式 (11), 提取连续大于距离阈值  $d_{thr}$  的方位角跨度为  $\tilde{a}_{kl}$ 。当  $\tilde{a}_{kl} < \alpha_{thr}$  则该点不是边界点, 当  $\tilde{a}_{kl} \geq \alpha_{thr}$ , 则该点为不明显边界点。

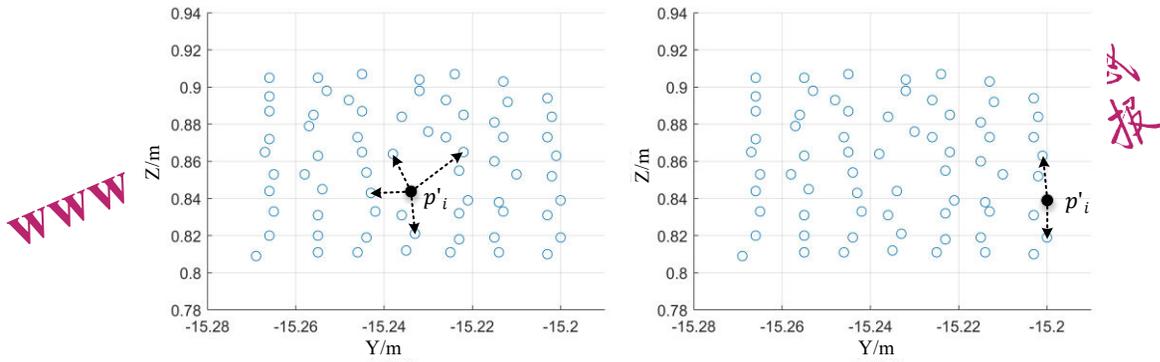


图1 边界点及非边界点两种情况下目标点 $p'_i$ 与邻近点之间的向量形式

Fig.1 The vector between object point  $p'_i$  and neighboring points for both boundary and non-boundary points

(a) 非边界点 (b) 边界点

(a) non-boundary points (b) boundary points

## 4 折边点的提取

### 4.1 邻域点的投影

由于包围球内的点云四周分布更加均匀。因此，对于折边点的判断，本文采用包围球算法确定邻近点。为了使每个方向都能包络到点，则包围球的半径 $r$ 最小值设定为2倍的距离分辨率，最大值依据距离最小的相邻两个折边的距离来确定。假设包围球内的点云为：

$$\left\{ p_s \mid p_s \in P, (x_s - x_c)^2 + (y_s - y_c)^2 + (z_s - z_c)^2 \leq r^2 \right\} \quad (12)$$

式中， $P$ 为整个点云， $(x_c, y_c, z_c)$ 为包围球的中心点。

由式(3)第二个平面方程确定用于折边点提取的包围球内点的投影平面。由式(3)第二个平

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 2q(1)^2 - 1 + 2q(2)^2 & 2(q(2)q(3) + q(1)q(4)) & 2(q(2)q(4) - q(1)q(3)) \\ 2(q(2)q(3) + q(1)q(4)) & 2q(1)^2 - 1 + 2q(3)^2 & 2(q(3)q(4) + q(1)q(2)) \\ 2(q(2)q(4) - q(1)q(3)) & 2(q(3)q(4) + q(1)q(2)) & 2q(1)^2 - 1 + 2q(4)^2 \end{bmatrix} \quad (17)$$

根据式(17)，得到旋转后的投影点坐标为：

$$p'_R = p'_s * \mathbf{R} \quad (18)$$

依据式(18)，从而得到投影点在二维视图下的形式，如图2所示。

由图2可以明显看出，二维视图下折边点与非折边点的区别，非折边点在二维视图下主要呈现直线形状，而折边点在二维视图下主要呈现L形状。

面方程可知其平面法向量为 $\mathbf{e}_1$ 。同样的，将邻近点投影到该投影平面上得到新的邻近点 $p'_s = (x'_s, y'_s, z'_s)$ 。为了分析邻近点的分布特性，将该投影平面旋转到与xoy平面平行位置。该投影平面的法向量为 $\mathbf{e}_1 = (\tilde{a}, \tilde{b}, \tilde{c})$ ，Z轴的单位向量为 $\mathbf{e}_z = (0, 0, 1)$ ，则两个向量积为：

$$\mathbf{u} = \mathbf{e}_z \times \mathbf{e}_1 \quad (13)$$

单位化得到：

$$\mathbf{e}_u = \frac{\mathbf{u}}{|\mathbf{u}|} \quad (14)$$

依据四元素转换方法，得到旋转角为：

$$\phi = \arccos \left( \frac{\mathbf{e}_1 \cdot \mathbf{e}_z}{|\mathbf{e}_1| |\mathbf{e}_z|} \right) / 2 \quad (15)$$

依据式(9)和(10)得到四元素为：

$$\mathbf{q} = [\cos(\phi) \quad \sin(\phi) * \mathbf{e}_u] \quad (16)$$

根据四元素，得到旋转矩阵为：

### 4.2 折边点的判断

对于投影后的点 $p'_R = (x'_R, y'_R, z'_R)$ ，根据两个最远点 $p'_1 = (x'_1, y'_1, z'_1)$ 与 $p'_2 = (x'_2, y'_2, z'_2)$ ，确定直线方向向量 $\mathbf{s}(x'_2 - x'_1, y'_2 - y'_1, z'_2 - z'_1)$ 。并得到直线两点式方程为：

$$\frac{x - x'_1}{x'_2 - x'_1} = \frac{y - y'_1}{y'_2 - y'_1} = \frac{z - z'_1}{z'_2 - z'_1} \quad (19)$$

依据直线两点式方程及投影后的点坐标 $p'_R =$

$(x'_R, y'_R, z'_R)$ , 便可计算出点  $p'_R$  到直线  $p'_1p'_2$  的距离为:

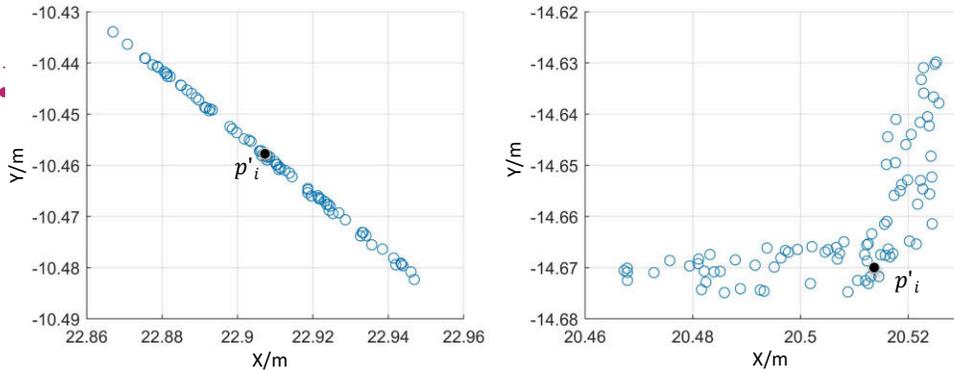


图2 二维视图下折边点及非折边点的显示

Fig. 2 Display of folded and non-folded points in 2D View

(a) 非折边点 (b) 折边点

(a) non-fold points (b) fold points

$$d'_i = \frac{|\vec{p'_R p'_1} \times \vec{s}|}{|\vec{s}|} \quad (20)$$

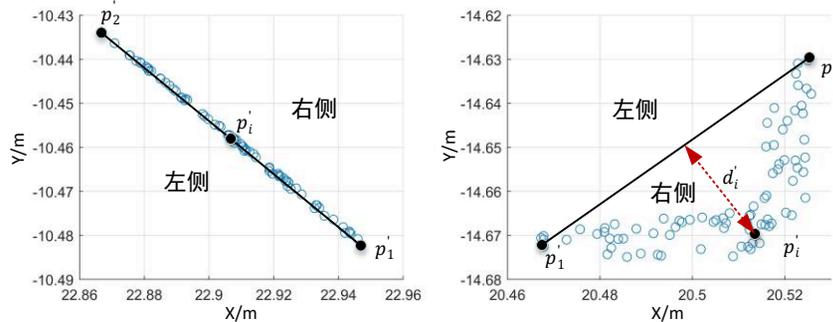


图3 两种不同类型点云中点到直线  $p'_1p'_2$  距离表达形式

Fig. 3 The point-to-straight line  $p'_1p'_2$  distance expressions in two different types of point cloud

(a) 非折边点 (b) 折边点

(a) non-fold points (b) fold points

从图3可以明显看出, 非折边点及折边点邻近点到直线距离差别较大, 非折边点情况下, 邻近点到直线距离非常小, 几乎所有邻近点都在直线上。而折边点情况下, 邻近点偏离了直线, 其到直线距离较大。将邻近点到直线距离  $d'_i$  作为距离误差, 计算距离误差的标准差, 如式 (21) 所示:

$$C_{f_1} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^R (d'_i - \bar{d}'_i)^2}{n-1}} \quad (21)$$

另外, 从图3 (b) 可以明显看出另外一个特点, 即折边点情况下的直线两侧点数相差很大。针对此, 给出判断折边点的第二个条件, 如式

(22) 所示:

$$C_{f_2} = \frac{n_R}{n_L}, n_R \geq n_L \quad (22)$$

设定  $C_{f_1}$  和  $C_{f_2}$  的阈值分别为  $C'_{f_1}$  及  $C'_{f_2}$ , 根据这两个阈值可以确定包围球内的点为基本的折边点区域, 如式 (23) 所示:

$$\begin{cases} C_{f_1} \geq C'_{f_1} \\ C_{f_2} \geq C'_{f_2} \end{cases} \quad (23)$$

根据式 (23) 可以确定折边点区域。但是, 无法确定哪个点为折边点, 如图4所示。

由图4可明显看出, 对于目标点  $p_i$ , 虽然满足式 (23)。但是, 目标点  $p_i$  不能作为折边点。为了

确定折边点,从图4(b)可明显看出,折边点为距离 $d'_i$ 较大的点。对 $d'_i$ 进行从大到小的排序,本

文将前几个 $d'_i$ 对应的点作为折边点,如式(24)所示。

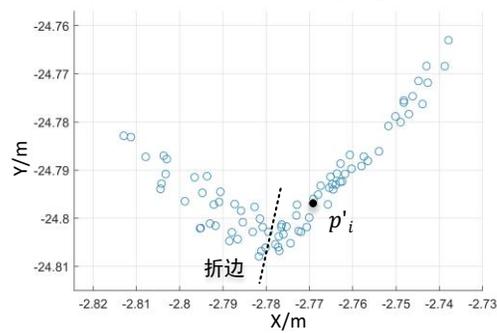
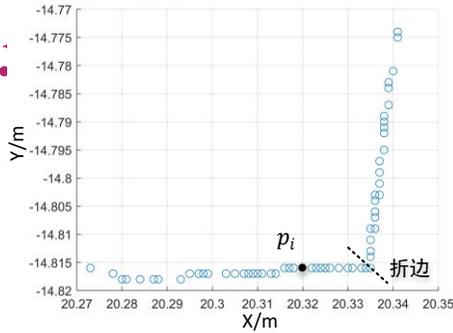


图4 目标点 $p_i$ 在折边区域的位置

Fig. 4 The position of the object point  $p_i$  in the folded region

(a) 投影前点 $p_i$ 和折边点云 (b) 投影后的点 $p_i$ 和折边点云

(a) the point  $p_i$  and fold point cloud before projection (b) the point  $p_i$  and fold point cloud after projection

$$p_i \in p_m, d'_1 > d'_2 > \dots > d'_m \quad (24)$$

一般情况下,  $m$ 取3,即前3个较大距离对应的点为折边点。

为了分析其他两个参数 $C'_f$ 和 $C'_s$ 对折边点提取的影响,本文对不同的 $C'_f$ 和 $C'_s$ 进行折边点的提取。首先,对 $C'_s$ 进行分析,将 $C'_f$ 设定为固定值18 mm,  $m=3$ ,  $C'_s$ 以间隔为1从1到9进行取值。利用本文方法对武汉大学“3S”构造物进行折边点的提取,不同 $C'_s$ 的折边点提取结果,如图5所示。

由图5(a)-(c)矩形框可明显看出 $C'_s$ 越小,“3S”底部阶梯包含的多余点越多。当 $C'_s$ 不断增加时,整个“3S”构造物的轮廓越清晰,且底部阶梯多余点不断减少。当 $C'_s$ 增加到4时,“3S”上部的轮廓清晰可见,下部阶梯也清晰可见,同时,没有太多冗余的点。 $C'_s$ 为5时与 $C'_s$ 为4时很相似,“3S”构造物的整体轮廓较为清晰。说明“3S”构造物的折边点被较为准确的提取出来。而当 $C'_s$ 增加到6时,“3S”构造物上部的曲线状出现了断裂的现象,如图5(f)椭圆形区域。而当 $C'_s$ 不断增加时,“3S”构造物上部的曲线状的断裂出现的越来越多,如图5(g)-(i)中的椭圆形区域所示。造成这种现象的主要原因是, $C'_s$ 过大会将部分折边点当成非折边点,从而造成部分折边点的丢失。最终, $C'_s=4$ 为最佳的参数值。

为了确定 $C'_s=4$ 应用的普适性,本文对不同

类型点云进行最佳参数的确定,如图6所示。最终给出了不同类型点云的最佳的 $C'_f$ 和 $C'_s$ 参数值,如表1所示。

由表1可明显看出,对于不同类型的点云,为了提取最佳的折边点, $C'_f$ 参数的最佳值为非固定值,而 $C'_s$ 参数为固定值,都为 $C'_s=4$ 。因此,最终 $C'_s$ 参数确定为可以推广应用的固定值 $C'_s=4$ 。

为了对 $C'_f$ 参数进行分析,针对不同 $C'_f$ ,对武汉大学“3S”建筑物进行折边点的提取,参数 $C'_s=4$ 及 $m=3$ , $C'_f$ 以间隔为1mm从14到22 mm进行取值。依据不同 $C'_f$ ,利用本文方法对该建筑物轮廓折边点进行提取,如图7所示。

由图7可知,不同 $C'_f$ 对“3S”建筑物折边点提取的影响较大。当 $C'_f=14$ mm,该建筑物中间的柱子及下面的阶梯都包含了很多噪声,如图7(a)矩形框所示。同样,在 $C'_f$ 为15、16及17mm的时候,也会出现相似的情况。而且,上面曲面中的圆形构造物边缘会包含一些冗余点,如图7(d)矩形框所示。当 $C'_f$ 增加到18mm的时候,上面曲面中的圆形构造物不包含冗余点,且折边点清晰可见。而当 $C'_f=19$ mm时,该圆形构造物出现了断裂现象,如图7(f)圆形框所示。且随着 $C'_f$ 的不断增大,该圆形构造物断裂现象越严重。同时,曲面其他部位也出现了断裂现象,如图7(g)(h)(i)圆形框所示。由此,可以判断“3S”建筑物折边点提取的最佳参数 $C'_f$ 为18mm。

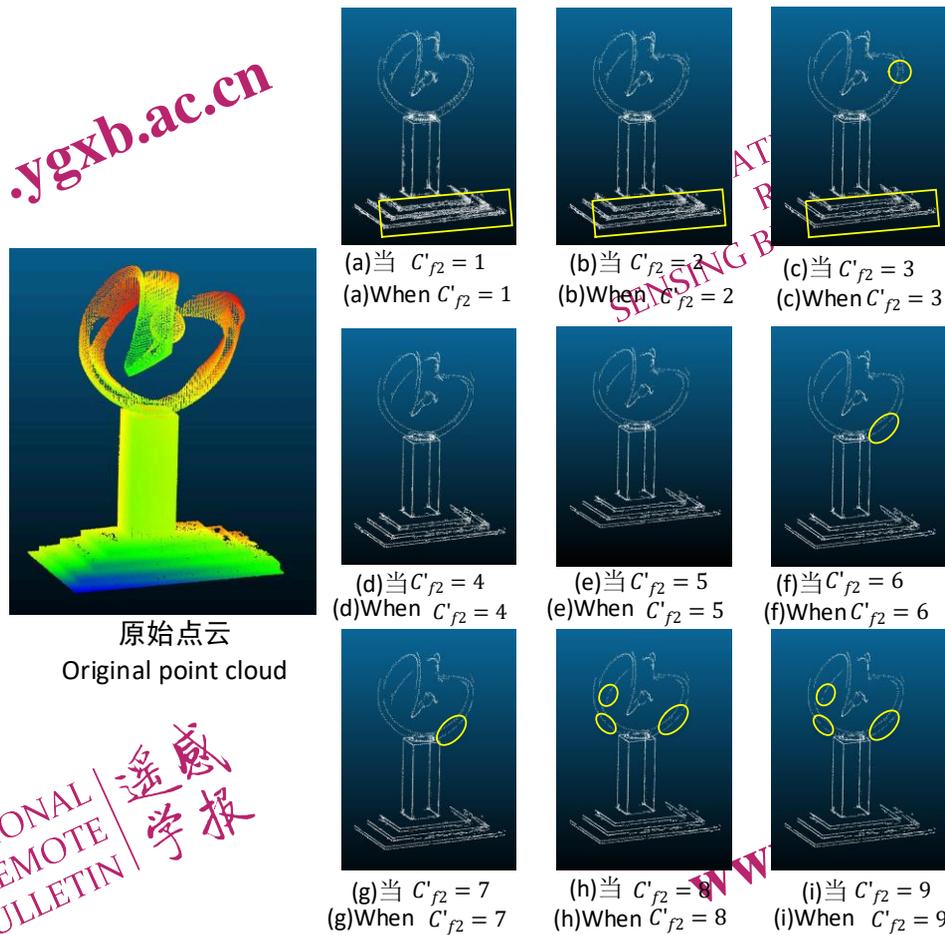


图5 不同  $C'_{f_2}$  对应的“3S”构造物的折边点

Fig. 5 Folding points of "3S" building with different  $C'_{f_2}$  counterparts

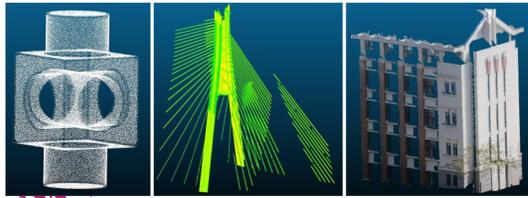
为了分析  $C'_{f_1}$  参数不具有固定性, 本文利用另外一个不同类型的储物室点云数据进行折边点的提取。设定  $C'_{f_2} = 4$  及  $m = 3$ ,  $C'_{f_1}$  以间隔为 1 mm 从 1 到 9 mm 进行取值。依据不同  $C'_{f_1}$ , 利用本文方法对储物室建筑物轮廓折边点进行提取, 如图 8 所示。

图 8 (a) - (c) 矩形框可明显看出,  $C'_{f_1}$  越小, 建筑物包含的冗余点越多, 比如,  $C'_{f_1} = 1\text{mm}$  包含的冗余点远多于  $C'_{f_1} = 3\text{mm}$ 。特别是当  $C'_{f_1}$  较小时, 建筑物内部轮廓很难清晰看到。造成这种现象的原因是, 当  $C'_{f_1}$  较小时, 部分非折边点被当作了折边点。由图 8 (d) 与 (e) 比较可知,  $C'_{f_1} = 4\text{mm}$  包含的冗余点要多于  $C'_{f_1} = 5\text{mm}$ 。同时, 由图 8 (e) 与 (f) 矩形框可知,  $C'_{f_1} = 5\text{mm}$  时的折边点要比  $C'_{f_1} = 6\text{mm}$  时的折边点较为连续。图 8 (f) 矩形框显示建筑物拐角出现了折断现象。当  $C'_{f_1}$  不断增大时, 建筑物拐角的断裂现象越明显, 如图 8 (g) -

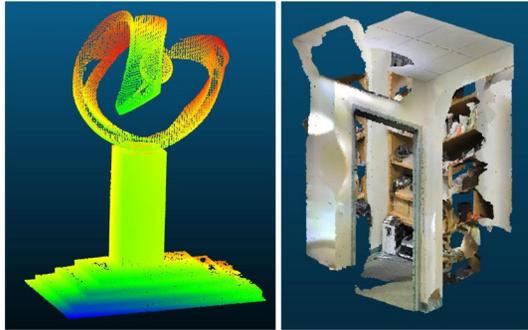
(i) 中的矩形框所示。最终, 对于该建筑物折边点的提取,  $C'_{f_1} = 5\text{mm}$  为最佳值。

对于  $C'_{f_1}$ , 不同类型点云对应的  $C'_{f_1}$  的最佳值不一样。而不同类型点云主要表现为点云距离分辨率及点位精度。点云距离分辨率为点云中相邻点之间的平均距离确定的, 该参数可以由不同扫描仪给定或通过最邻近点搜索算法确定出来, 相同的点云可以通过抽稀得到不同的距离分辨率, 如表 3 中 Block 点云的三个不同距离分辨率点云。而点云中的点位精度主要是不同仪器给定的。为了分析不同点位精度对  $C'_{f_1}$  的影响, 将 Block 点云人为的加入噪声, 从而得到不同点位精度下的 Block 点云, 利用本文方法对其进行轮廓特征点提取, 参数  $C'_{f_2} = 4$  及  $m = 3$ , 得到不同点位精度下的  $C'_{f_1}$  值, 如表 2 所示。

由表 2 可知, 不同点位精度下的  $C'_{f_1}$  几乎相同, 即点位精度对  $C'_{f_1}$  的影响可以忽略不计。



(a)块状(b)桥梁(c)“haiyun”建筑物  
(a)Block(b)Bridge(c)“haiyun”building



(d)“3S”建筑物(e)储藏室  
(d)“3S” building(e)storage

图6 不同类型点云

Fig. 6 Different types of point clouds

表1 不同类型点云最佳的  $C'_{f_1}$  和  $C'_{f_2}$  参数

Table 1 Optimal parameters  $C'_{f_1}$  and  $C'_{f_2}$  for different type

不同类型点云	Point Clouds				
	Block	Bridge	haiyun_building	“3S”	storage1
$C'_{f_1}$ (mm)	300	30	12	18	5
$C'_{f_2}$	4	4	4	4	4

为了分析不同距离分辨率对  $C'_{f_1}$  的影响，对不同距离分辨率下的点云进行折边点提取，并给出  $C'_{f_1}$  值，如表3所示：

由表3可以明显看出，不同距离分辨率对应不同的  $C'_{f_1}$ 。而对于相同类型点云，不同距离分辨率对应的  $C'_{f_1}$  也不一样。特别是对于Block点云，虽然是相同类型点云，但其不同距离分辨率下的  $C'_{f_1}$  不一样，且距离分辨率与  $C'_{f_1}$  值比较接近。同时，由表3也可以确定点位精度对  $C'_{f_1}$  基本没有影响。对于不同类型目标物点云，如距离分辨率为22 mm的“3S”构造物的参数  $C'_{f_1}$  值为18，两者相差很小。因此，由表3可以看出，参数  $C'_{f_1}$  值与距离分辨率很接近。所以，参数  $C'_{f_1}$  的初始值可以由距离分辨率确定。



图7 不同  $C'_{f1}$  对“3S”建筑物折边点提取的影响

Fig. 7 The effect of different  $C'_{f1}$  on the extraction of folded points in “3S” building

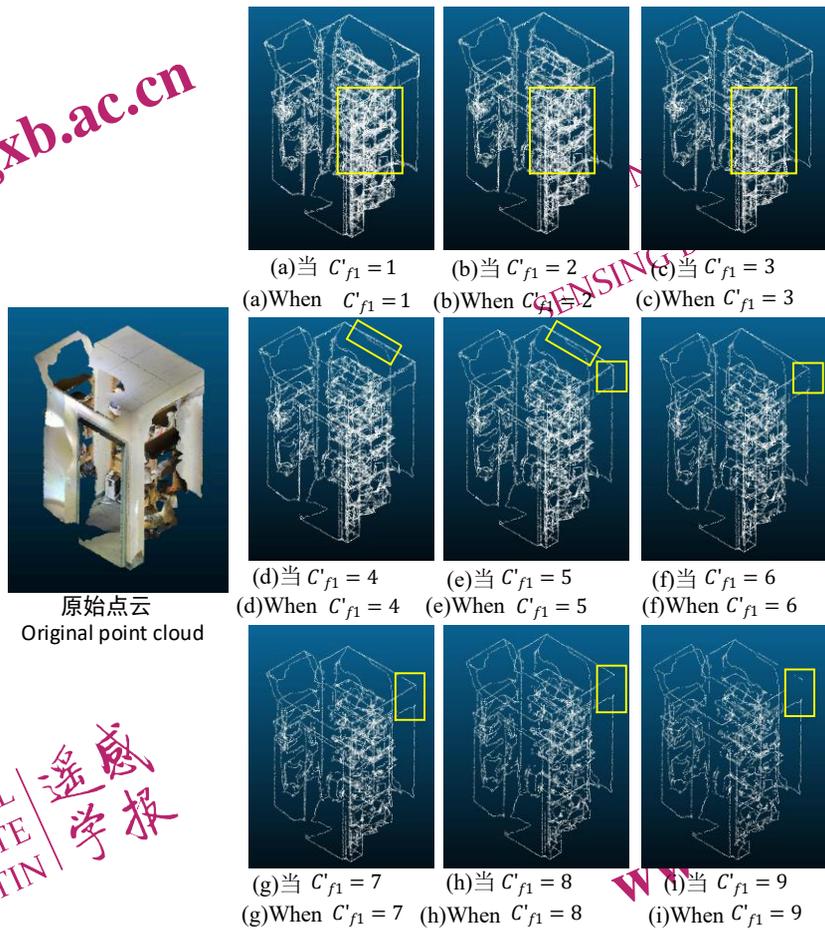


图8 不同  $C'_{f1}$  对储物室折边点提取的影响

Fig. 8 The effect of different  $C'_{f1}$  on the extraction of folded points in storage

表2 不同点位精度下的  $C'_f$

Table 2  $C'_f$  of different point precision

不同点位精度(mm)	100	200	300	500
$C'_f$ (mm)	360	340	330	330

表3 不同距离分辨率对应的  $C'_f$

Table 3 Optimal parameters for different distance resolutions  $C'_f$

不同类型点云	Block	Block	Block storage1	3S	Bridge	haiyun_building
$C'_f$ (mm)	300	220	400	5	18	30
距离分辨率(mm)	240	250	454	5	22	41
点位精度(mm)	1	1	1	5	3	10

## 5 实验分析

### 5.1 对比分析

为了验证本文方法对目标物轮廓特征点的提取性能，对规则的建筑物结构及不规则的曲面状结构的目标物轮廓特征点进行提取。本文方法对规则的建筑物结构提取过程中，相关参数设置为： $C'_f = 12\text{mm}$ 、 $C'_f = 4$ 、 $m = 3$  及包围球半径为  $300\text{mm}$ 。将本文方法提取结果与区域聚类曲率法 (Wang 等, 2020) 面分割法 (Albers 等, 2016) 及有序点霍夫变换法 (Widyaningrum 等, 2020) 进行比较。对于规则形状的建筑物轮廓特征点的提取对比结果，如图9所示。

由图9可明显看出，这四种方法都能对建筑物轮廓特征点进行提取，且提取结果能够基本呈现整个建筑物的轮廓。然而，不同方法对轮廓特征点的提取效果差别较大。如，区域聚类曲率法能

够提取建筑物外围的轮廓特征点, 而对于不是特别突兀的轮廓特征点提取效果较差, 出现了断裂现象, 如图9 (a) 矩形框所示。造成这种提取结果的原因是该方法主要是采用基于曲率的方法来实现特征点的提取, 而对于拐角边不是特别明显曲率值较小的折边点, 该方法很难对其提取。面分割法是基于平面分割再进行边界提取的方法。而该方法对于小区域的面片无法准确提取, 从而造成特征点提取较为凌乱, 如图9 (b) 矩形框所示。由图9 (c) 矩形框可看出, 建筑物墙面窗户

区域保留了较多的冗余点。同时, 一些平面上的点也被当作了特征点, 如图9 (c) 圆形框所示。以上三种方法虽然可以提取部分轮廓特征点, 但是其提取效果产生了各种问题, 由图9 (d) 可明显看出, 本文方法不仅准确的提取了建筑物轮廓特征点, 而且没有包含较多的冗余点。从本文方法与其他三种方法对该建筑物轮廓特征点提取效果对比可明显看出, 本文方法的建筑物轮廓特征点提取效果明显优于其他三种方法。

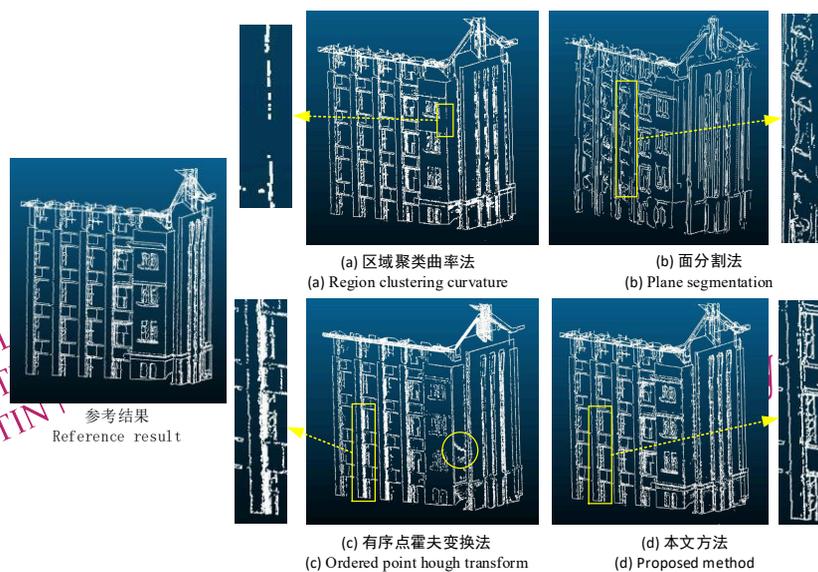


图9 规则形状的建筑物轮廓特征点的提取

Fig. 9 Extraction of feature points of regularly shaped building contours

为了分析本文方法适用于不同类型目标物轮廓特征点的提取, 本文对带有曲面形状的“3S”构造物进行轮廓特征点的提取。本文方法对该构造物结构提取过程中, 相关参数设置为:  $C'_f = 18\text{mm}$ 、 $C'_s = 5$ 、 $m = 3$  及包围球半径为  $130\text{mm}$ 。并将本文方法提取结果与区域聚类曲率法, 面分割法及有序点霍夫变换法进行比较, 结果如图10所示。

图10 (a) 给出的是区域聚类曲率法对“3S”构造物轮廓特征点的提取结果, 该方法虽然可以提取该目标物的大部分轮廓特征点。但是, 由图10 (a) 矩形框可明显看出, 该构造物中间部位的矩形柱子折边出现了断裂的现象。同时, 底部阶梯上面包含了较多的冗余点, 如图10 (a) 椭圆形框所示。由图10 (b) 可明显看出, 虽然面分割法成功的提取了“3S”构造物中间部分的柱子及底

部的阶梯, 但“3S”构造物上部的曲面形状轮廓特征出现了断裂现象, 如图10 (b) 椭圆形框所示。同时, “3S”曲面被分割开了。造成该现象的原因, 该方法主要是基于小平面分割及边界提取方法, 对于“3S”构造物上部的曲面形状分割成了多个平面结构。由图10 (c) 可明显看出, 场力和方法可以对“3S”构造物的轮廓特征点进行提取, 但其“3S”曲面特征也出现了断裂现象。而由图10 (d) 可明显看出, 本文方法不仅提取了“3S”构造物上部曲面形状的轮廓特征点, 也提取了下部轮廓特征点。同时, 本文方法提取结果没有包含冗余点。从这四种方法轮廓特征点提取结果可明显看出, 本文方法对“3S”构造物轮廓特征点提取效果完全优于其他三种方法。

## 5.2 稳健性分析

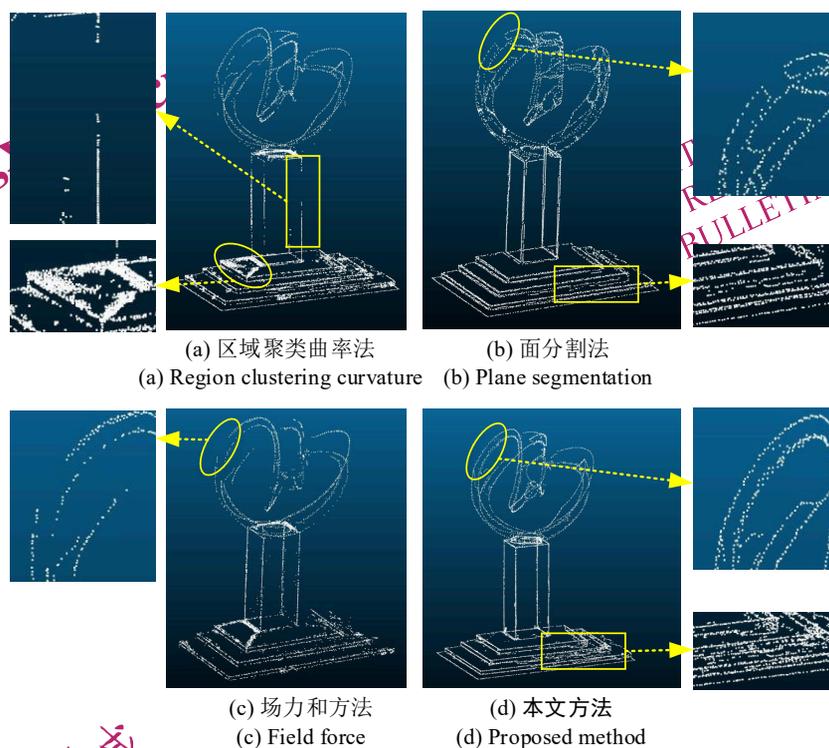


图 10 “3S”构造物轮廓特征点的提取

Fig. 10 Extraction of contour feature points of "3S" building

为了分析本文方法在目标物轮廓特征点提取方面的稳健性，本文将不同大小噪声加入到目标物中。对于不同噪声影响下的目标物轮廓特征点进行提取，并将本文方法提取结果与二值图像法 (Lu 等, 2019)，区域增长法 (Demarsin 等, 2007) 及区域聚类曲率法进行比较分析，如图 11 所示。

图 11 (a) 的第一行到第四行分别加入高斯噪声的水平为 0.03, 0.05, 0.1 和 0.2 m。由图 11 (b) 可明显看出，二值图像法对不同噪声的 block 点云轮廓特征点提取效果非常差。该方法无法提取带有噪声的 block 点云轮廓特征点。主要原因是，二值图像法采用的是图像边界提取的方法来实现特征点的提取，而带有噪声的 block 点云转图像时，其图像质量很差，从而造成提取精度较差。面分割法对不同噪声下的 block 点云主体轮廓特征点提取效果较好，但，对于 0.03, 0.05, 0.1 m 噪声下，面分割法无法提取 block 上下部分的圆柱体轮廓特征，如图 11 (c) 矩形框所示。而对于 0.2 m 噪声下，面分割法提取出了 block 上下部分的轮廓特征。造成这种现象的原因，该方法首先是提取不同区域的平面片，再对平面片进行边界提取。而噪声较小情况下，圆柱体侧面被识别为多个平

面，从而造成圆柱体侧面产生很多特征线。而当噪声增加到 0.2 m 时，圆柱体侧面无法被确定为多个平面，只能将圆柱体底部或顶部确定为平面片，从而基于此提取出圆柱体底部和顶部轮廓特征点。图 11 (d) 第一行和第二行可明显看出，当噪声水平在 0.03 及 0.05 m 的情况下，block 点云主体轮廓特征点能够被区域聚类曲率法提取。而当其噪声不断增加的情况下，区域聚类曲率法对 block 点云主体轮廓特征点提取效果变差，且圆柱体侧面包含了大量冗余点，如图 11 (d) 椭圆形区域。特别是当噪声变为 0.2 m 时，区域聚类曲率法无法提取 block 点云主体轮廓特征点。图 11 (e) 可看出，本文方法不仅提取出了 block 主体轮廓特征点，也提取了中间部位圆形腔的轮廓特征点。当噪声不断增加时，本文方法提取的 block 轮廓特征点仍然较为清晰可见。从以上四种方法在不同噪声下轮廓特征点提取效果对比可以看出，本文方法抗噪性能要优于其他三种方法。

### 5.3 定量分析

为了对本文方法进行定量分析，本文利用手动方法提取真实轮廓特征点，如图 12 (d) 所示。将不同方法提取的轮廓特征点与真实轮廓特征点

进行比较, 如图 12 所示。



图 11 不同噪声水平下不同方法的轮廓特征点提取

Fig. 11 Contour feature point extraction by different methods under different noise levels

(a)不同噪声下的block点云(b)二值图像法(c)区域增长法(d)区域聚类曲率法(e)本文方法

(a) Block point cloud under different noises (b) Binary image (c) Region growing (d) Region clustering curvature (e) Proposed method

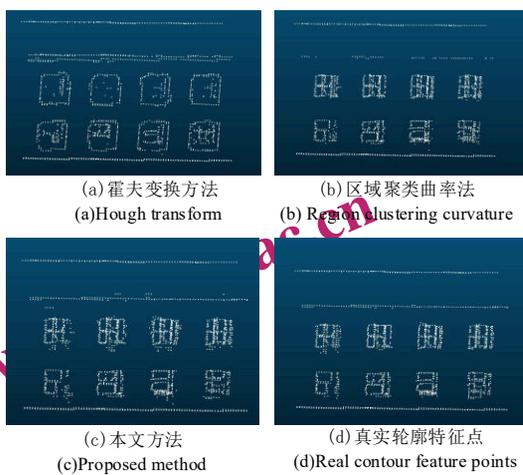


图 12 不同方法提取的轮廓特征点与真实值的比较

Fig. 12 Comparison of contour feature points extracted by different methods with real values

根据图 12 不同方法提取的轮廓特征点, 利用准确率, 召回率和 F1 分数对不同方法进行评价。在将其他方法与真实轮廓特征点进行比较过程中, 将每个真实轮廓特征点距离分辨率范围内对应上的不同方法特征点都作为真值。从而可以得到不同方法的准确率, 召回率和 F1 分数值, 如表 4 所示。

表 4 不同方法轮廓点提取精度比较

Table 4 Comparison of extraction accuracy of contour points by different methods

	区域聚类曲率法	霍夫变换	本文方法
准确率	89.6%	85.4%	90.6%
召回率	85.8%	57.8%	92.1%
F1 分数	87.7%	69%	91.4%

由表4可知,本文方法的准确率、召回率及F1分数都高于90%。在准确率方面,本文方法与区域聚类曲率法相似,而都略高于霍夫变换方法。在召回率方面,本文方法要略高于区域聚类曲方法,但比霍夫变换方法高很多,主要原因是霍夫变换方法丢失了很多轮廓特征点,如图12(a)所示。最终,本文方法的F1分数要高于区域聚类曲率法和霍夫变换法。

## 6 结束语

本文提出了一种提取轮廓特征点的新方法,该方法主要包括边界点和折边点的提取。首先,本文方法利用邻域点结合主元特征分析构建用于边界点和折边点提取的投影平面,并将三维邻域点投影到该平面上。其次,对于边界点的提取,构建投影面上目标点与邻域点之间的向量,依据相邻向量夹角分布特性确定边界点。最后,对于折边点的提取,构建投影面上邻域点中的两个最远点直线方程,通过分析邻域点到直线距离偏差、直线两侧点数及折边点到直线距离较远的特性,建立折边点提取的约束模型,从而实现折边点的提取。依据不同形状建筑物的点云轮廓特征点的提取比较,表明本文方法对于规则建筑物及曲面状构造物的轮廓特征点提取效果要优于区域聚类曲率法、面分割法及有序点霍夫变换法。同时,依据不同噪声的目标轮廓特征点提取实验,结果表明本文方法的抗噪性能优于二值图像法、面分割法及区域聚类曲率法。

## 参考文献(References)

- Almazan E J, Tal R, Qian Y, et al. 2017. Memlsd: A dynamic programming approach to line segment detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2031-2039 [DOI:10.1109/CVPR.2017.620]
- Albers B, Kada M, Wichmann A. 2016. Automatic extraction and regularization of building outlines from airborne LiDAR point clouds. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 41: 555-560 [DOI:10.5194/isprsarchives-XLI-B3-555-2016]
- Banion M. S., Olsen M. J., Hollenbeck J. P., & Wright W. C. 2020. Data Gap Classification for Terrestrial Laser Scanning-Derived Digital Elevation Models. ISPRS International Journal of Geo-Information, 9(12):749-754 [DOI: 10.3390/ijgi9120749]
- Bazarian D, Casas J R, Ruiz-Hidalgo J. 2015. Fast and robust edge extraction in unorganized point clouds[C]//international conference on digital image computing: techniques and applications (DICTA). IEEE, 1-8 [DOI: 10.1109/DICTA.2015.7371262]
- Chen X, Liu Q, Yu K. 2020. A point cloud feature regularization method by fusing judge criterion of field force. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 58(5):2994-3006 [DOI:10.1109/TGRS.2019.2946326]
- Demarsin K, Vanderschaeten D, Volodine T, et al. 2007. Detection of closed sharp edges in point clouds using normal estimation and graph theory. Computer-Aided Design, 39(4): 276-283 [DOI: 10.1016/j.cad.2006.12.005]
- Demantke J, Mallet C, David N, et al. 2011. Dimensionality based scale selection in 3D lidar point clouds [C]//International Society for Photogrammetry and Remote Sensing Workshop Laser Scanning [DOI:10.5194/isprsarchives-XXXVIII-5-W12-97-2011]
- Dong, Zhen, Bisheng Yang, et al. 2018. An efficient global energy optimization approach for robust 3D plane segmentation of point clouds. Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 137(1) 112-133 [DOI:10.1016/j.isprsjprs.2018.01.013]
- Gumhold S, Wang X, MacLeod R S. 2001. Feature Extraction From Point Clouds[C]//IMR: 293-305 [DOI: 10.1109/SMI.2001.32]
- Habib A, Ghanma M, Morgan M, et al. 2005. Photogrammetric and LiDAR data registration using linear features. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 71(6): 699-707 [DOI: 10.14358/PERS.71.6.699]
- Hao J J, Ni H, Guan H Y. 2023. ANOVA guided high-order Markov network and its application in building extraction from point clouds. Journal of information science, 27(04): 1021-1033 (郝娇娇,倪欢,管海燕. 2023. 方差分析引导的高阶马尔可夫网络及其在点云建筑物提取中的应用. 遥感学报, 27(04): 1021-1033 [DOI:10.11834/jrs.20221421])
- Ho H T, Gibbins D. 2009. Curvature-based approach for multi-scale feature extraction from 3D meshes and unstructured point clouds. IET computer vision, 3(4): 201-212 [DOI: 10.1049/iet-cvi.2009.0044]
- Hui Z Y, Hu H Y, Li N, et al. 2022. Improved alpha-shapes building profile extraction algorithm. Laser & Optoelectronics Progress, 59(10): 447-455 (惠振阳,胡海瑛,李娜等. 2022. 改进的Alpha-shapes建筑物轮廓线提取算法. 激光与光电子学进展, 59(10): 447-455 [DOI: 10.3788/LOP202259-1028006])
- Kim S K. 2013. Extraction of ridge and valley lines from unorganized points. Multimedia tools and applications, 63: 265-279 [DOI: 10.1007/s11042-012-0909-y]
- Lu X, Liu Y, Li K. 2019. Fast 3D line segment detection from unorganized point clouds. arXiv preprint arXiv: 1901.02532. [https://doi.org/10.48550/arXiv.1901.02532]
- Ni H, Lin X, Ning X, et al. 2016. Edge detection and feature line tracing in 3D-point clouds by analyzing geometric properties of neighborhoods. Remote Sensing, 8(9): 710-723. [DOI: 10.3390/rs8090710]
- Tait E, Laing R, Grinnall A, et al. 2016. (Re) presenting heritage: Laser scanning and 3D visualisations for cultural resilience and com-

- community engagement. *Journal of information science*, 42(3): 420-433 [DOI:10.1177/0165551516636306]
- Widyaningrum E, Gorte B, Lindenbergh R. 2019. Automatic building outline extraction from ALS point clouds by ordered points aided hough transform. *Remote Sensing*, 11(14): 1727-1739 [DOI: 10.3390/rs11141727]
- Widyaningrum E, Peters R Y, Lindenbergh R C. 2020. Building outline extraction from ALS point clouds using medial axis transform descriptors. *Pattern Recognition*, 106: 107447 [DOI: 10.1016/j.patcog.2020.107447]
- Wang. X. H, Wang. H. W, Wang. L. S. 2020. Feature extraction of point clouds based on region clustering segmentation. *Multimedia tools and applications*, 79 (17): 11861-11889 [DOI: 10.1007/s11042-019-08512-1]
- Yao C J, You L N, Wang Y. 2015. Embankment slope extraction based on semantic features using LiDAR data. *Journal of Remote Sensing*, 19(02):209-218 (姚春静,游丽娜,王英, 2015. 基于语义特征的堤防外坡激光脚点分割. *遥感学报*, 19(02):209-218 [DOI: 10.11834/jrs.20153315])
- Yuan Q Q, Zhang G, Chen Y J. 2019. Regularization of point cloud features by fusing improved canny algorithm. *Laser & Optoelectronics Progress*, 56(16):207-214 (袁俏俏,章光,陈西江等. 2019. 融合改进Canny算法的点云特征正则化. *激光与光电子学进展*, 56(16):207-214 [DOI:10.3788/L0P56.162801])
- Yu M J, Nie J H. 2022. Point cloud feature line extraction algorithm based on PCPNET. *Computer Science*, 49(S2):417-422 (喻孟娟,聂建辉. 2022. 基于PCPNET的点云特征线提取算法. *计算机科学*, 49(S2):417-422 [DOI: 10.11896/jsjcx.210800017])

## Point cloud contour feature point extraction method based on domain feature parameter fusion

LIU Shunan<sup>1</sup>, CHEN Xijiang<sup>2</sup>, HUA Xianghong<sup>3</sup>, LV Chunan<sup>1</sup>, ZHEN Yiping<sup>1</sup>, FU He

<sup>1</sup>. Zhejiang Zhenshan Science and Technology Co., Ltd, Hangzhou 310005, China;  
<sup>2</sup>. Wuhan University of Technology, School of Safety Science and Emergency Management, Wuhan, 430070, China;  
<sup>3</sup>. Wuhan University, School of Geodesy and Geomatics, Wuhan, 430072, China

**Abstract:** The feature points of point cloud profiles are the key to determine the geometry of objects, and play an important role in target detection and location. The objective of this study is to extract the point cloud contour feature points directly by using the point cloud neighborhood features. First, the Cholesky decomposition was used to determine the main and secondary eigenvectors, and the neighborhood projection plane based on the main and secondary eigenvectors as normal vectors was constructed respectively. Secondly, the optimal number of neighboring points is determined by constructing the entropy model of neighborhood dimensional feature information, and the angular distribution characteristics of the vector composed of target points and neighborhood points on the projection plane are analyzed. Based on the characteristics of the azimuth Angle, a fine extraction method of boundary points based on neighborhood feature distribution is proposed. Finally, a two-dimensional view formation method of neighborhood points on the projection plane based on quaternion method is proposed, and a multi-parameters extraction model based on the distance from point to line and the deviation of points on both sides of the line is established. Experimental results show that the proposed method is superior to ordered point Hough transform, patch segmentation and binary image methods. In terms of noise immunity, the proposed method can extract contour feature points under different noises, and its robustness is better than that of binary image method, region clustering curvature method and Regional growth method. In addition, the accuracy rate, recall rate and F1 score of this method are all higher than 90%. The F1 score of the proposed method is 4.2% higher than that of the region clustering curvature method and 32.4% higher than that of the Hough transform method. The conclusion that the method in this paper is not only suitable for regular planar building shapes, but also suitable for extracting contour feature points of irregular curved building shapes.

**Key words:** Point cloud, Outline points, Feature points, Boundary points, Fold points, Neighborhood feature, Projection plane, Feature extraction

**Supported by** Open Fund of Key Laboratory of Mine Environmental Monitoring and Improving around Poyang Lake of Ministry of Natural Resources (Grant No. MEMI-2021-2022-04); National Natural Science Foundation of China (42171428); Hubei Natural Science Foundation (2023AFB950)