

文章编号 1004-924X(2024)19-2957-14

基于 CT 图像的回转点云分割及逆向重建

韦会鸿, 邹永宁*, 秦 倩, 王俊瑶
(重庆大学 光电工程学院, 重庆 400000)

摘要:点云分割是逆向工程中的重要一环,其分割精度决定了重建模型的质量好坏,因此面向逆向重建,提出了一种基于主轴点云切片的分割方法,用于实现对零件回转体的部件分割。该方法主要由粗分割、细分割两个阶段组成。首先,沿主轴生成一系列平行等距点云切片,通过计算切片特征将切片进行分类,接着合并同类型切片并执行聚类操作得到点云粗分割结果。然后将粗分割结果作为细分割阶段输入,计算子点云特征并分类,之后对子点云进行有效性验证,通过验证的子点云进行合并,最后对子点云进行欠分割处理得到最终的分割结果。为实现快速准确的模型重建提出了一种几何-拓扑树结构,该结构可以无歧义的对模型进行表示。实验结果表明,本文提出的方法分割效果好、适用性强,平均交并比为 0.879 7。同时,利用几何-拓扑树进行重建的模型,完整保留了物体的主体结构信息,对于实际工程应用具有重要意义。

关键词:计算机断层成像;三维点云;部件分割;逆向重建

中图分类号:TP394.1;TH691.9 **文献标识码:**A **doi:**10.37188/OPE.20243219.2957

Rotating point cloud segmentation and reverse reconstruction based on computed tomography images

WEI Huihong, ZOU Yongning*, QIN Qian, WANG Junyao

(College of Optoelectronic Engineering, Chongqing University, Chongqing 400000, China)

* Corresponding author, E-mail: zynlxu@sina.com

Abstract: Computed tomography is a crucial non-destructive testing technique for acquiring point cloud data and reverse reconstructing workpieces with complex internal structures. Point cloud segmentation is vital in reverse engineering, as its accuracy affects the quality of the reconstructed model. To address reverse reconstruction needs, this paper introduces a slice segmentation method based on the principal axis for part segmentation, involving two stages: coarse and fine segmentation. Initially, parallel equidistant point cloud slices are generated along the principal axis, classified by calculating slice features. Similar slices are then merged and clustered for coarse segmentation results. These results serve as input for the fine segmentation stage, where sub point cloud features are calculated and classified. The sub point clouds are verified, merged, and under-segmented to achieve the final segmentation result. Subsequently, a geometry-topology tree structure is proposed for fast, accurate model reconstruction, representing the model unambiguously. The experimental results demonstrate that the proposed method achieves effective segmenta-

收稿日期:2024-07-05;修订日期:2024-07-24.

基金项目:国家重点研发资助计划资助项目(No. 2022YFF0706400)

tion and high applicability, with an average IoU of 0.879 7. Additionally, the model reconstructed using a geometric-topological tree fully retains the object's main structural information, which is highly valuable for practical engineering applications.

Key words: computed tomography; 3D point cloud; part segmentation; reverse reconstruction

1 引言

随着技术的发展,对于具有内腔结构的工件,传统的剖切检测已不再满足需求,而CT作为一种高效的检测方法,在满足检测精度的同时可以实现无损检测,在无损检测领域得到了大量应用^[1-3]。对于重建后的CT图像,研究人员进行了大量研究以实现不同的应用需求。在逆向工程中,为避免破坏工件结构,通常采用CT进行三维检测,而点云作为一种高效的空间信息数据载体,会将扫描结果存储为点云的形式以进行处理^[3-5]。

点云分割是点云数据处理中的关键环节,对于解析物体组成结构、尺寸测量、模型重建等具有重要意义^[6-7]。常见的点云分割方法有:基于模型拟合的分割、区域生长分割和聚类分割等^[8-9]。目前,点云分割对象大多针对于机载雷达点云、室内场景点云,此类对象对于点云分割的精度要求不高,不要求准确识别出物体交界边缘,只要能够完成目标主体分类即可。但是对于要求精度要求较高的场景,如单物体部件分割、零件曲面分割等,若将上述对象采用的方法直接应用往往分割精度较低,分割误差较大^[10]。因此,本文针对具有内腔结构的物体提出了一种基于CT图像的回转点云部件分割方法,可以有效克服上述方法中存在的缺陷,并利用分割结果对物体进行模型重建,实现对物体的逆向建模。

2 相关工作

基于模型拟合分割主要有霍夫变换和随机采样一致性^[11-14]两种常用方法。研究人员基于模型拟合方法结合聚类方法进行了许多改进,可以更好地识别点云中的形状^[15-17]。此外,为实现算法的可扩展性以及提升参数估计的精度也进行了研究。Fateme等^[18]提出多平面分割方法对建

筑立面点云进行分割,不再将结构元素视为在一个平面内,可以有效区分相邻立面。Veljko等^[19]采取最小二乘法对平面和圆柱进行拟合,实现点云的分割和参数估计。对于分割误差大的片段重新更新分割参数,通过迭代可以检测出基本形状点云^[20-21]。Xu等^[22]利用点之间的连通性和法向一致性将点划分到体素中,将体素作为处理单元,利用多尺度预测算法将体素划分不同类型,利用混合投票RANSAC对点云进行分割。

基于区域生长的点云分割是从二维扩展至三维实现的,生长准则主要依赖与点法线之间的相似性,种子点的选择取决于点曲率^[23-24,28,30],同时通过设置生长条件可以有效控制区域的合并^[27,29,32]。Anh-Vu等^[25]提出基于八叉树的区域生长分割算法,将点云进行八叉树体素建立,提取显著边缘,再将边界体素中的点重新划分得到最终分割结果。郭保青等^[26]采用区域生长对点云进行分割,对分割后的子点云进行视点特征直方图计算,提取点云特征实现分类识别。刘妍等^[31]考虑点云的凹凸特性,采取由粗到细的分割策略,利用表面特征检测算子将点集划分为4类,计算特征向量区分边缘点,利用边缘点作为限制条件进行区域生长,并对类间方差较大的片段进行二次分割。

基于聚类分割的方法通常需要对点进行特征描述,利用特征相似性对点云进行分类实现分割^[33-34,39]。Li等^[35]提出一种曲率约束的条件欧式聚类算法,利用曲率偏差判断点是否属于生长区域。Chen等^[36]利用点到局部平面距离来表征数据之间的关系,可以得到点云特征矩阵,利用MDS对矩阵进行降维,重建点云坐标,然后利用DBSCAN对重建点云进行聚类。

除了上述主流的分割方法外,还有其余的点云分割方法。如对点云进行特征建模实现分

割^[37,40],使用一阶分割提取特征点,结合图论对对尖锐特征线进行恢复^[38]。

虽然上述方法均取得了一定的效果,但是还存在一定缺陷。基于模型拟合法往往需要提前告知分割类型,并且在点云数量众多时容易出现错误拟合,不同类型的顺序对结果也存在影响。基于区域生长的方法虽然针对过渡面法线估计进行了改进,或者使用特定条件对生长过程进行限制,但是针对不同分割对象,参数差异大,参数调整过程繁杂。基于聚类的方法想要实现准确的分割,通常需要设计对应的特征描述子,虽然可以得到不错的效果,但是特征计算耗时长,通用性不够,甚至只能针对某一特定类型进行分割。因此,本文提出了一种基于主轴点云切片的部件分割方法,可以有效分割多种常见的点云形状,并且分割精度较高、耗时较短。利用所提方法分割出的子点云对物件进行模型重建,可以实现工程应用中的逆向需求。

3 分割算法

点法线作为点云的重要描述参数,包含着物体结构属性,通过邻域法线分布可以有效识别点

所在的曲面类型。根据这一思想,本文提出了一种基于主轴点云切片的部件分割方法(slice segmentation method based on the principal axis, PASS),该方法可以大致分为粗分割、细分割两部分,分别根据全局特征和局部特征实现点云分割。算法的总体流程如图 1 所示,首先计算点云的主轴向量,然后以主轴向量为基准生成一系列相互平行且垂直于主轴的切片,得到点云切片后计算每个切片的特征,利用切片特征对切片进行分类,接着合并同类型相邻切片,再对合并切片包含的点云进行聚类,即可得到点云粗分割结果;之后对分割结果进行特征计算,按照特征对子点云重新分类,然后验证子点云分配类型的有效性,剔除不属于该类型的点云,接着合并具有相同属性的点云,最后对欠分割点云进行处理,得到最终的分割结果。

3.1 点云切片

本文定义点云切片为一系列等间距、相互平行且垂直于点云主轴的具有一定厚度的平面。由于本文主要针对具有内腔的回转体工件进行分割,因此点云主轴定义为中心旋转轴。

对于点云主轴的计算,本文采用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)法进行计算。对于输入点云 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_i, \dots, p_N\}$

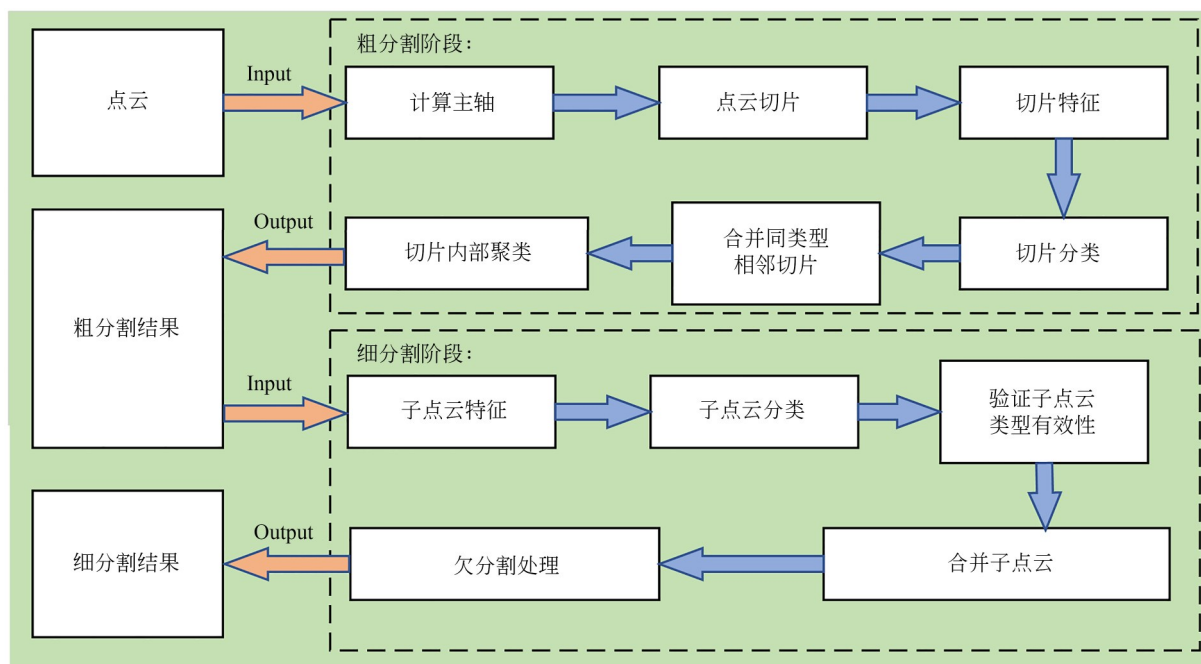


图 1 两阶段点云分割算法流程

Fig. 1 Framework of two-stage point cloud segmentation algorithm

($i \in [1, N]$), N 为点云包含的点数, 首先将点云 进行去中心化:

$$\begin{aligned} \bar{P} &= \{p_1 - \bar{p}, p_2 - \bar{p}, \dots, p_i - \bar{p}, \dots, p_N - \bar{p}\} (i \in [1, N]) \\ \bar{p} &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_i \end{aligned} \quad (1)$$

计算 P_m 的协方差矩阵:

$$C = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (p_i - \bar{p})(p_i - \bar{p})^T. \quad (2)$$

对协方差矩阵进行 SVD 分解, $C = U \Sigma V^T$. 取最大的 3 个特征值及对应的特征向量作为点云的特征值和特征向量, 将特征值差异最大的特征向量作为点云主轴 $axis = (x_a, y_a, z_a)$.

确定点云主轴后, 沿着主轴方向生成一系列相互平行的点云切片 $S = \{SP_1, SP_2, \dots, SP_n\}$, n 为切片数量, 相邻切片间距为 d_s , 切片厚度定义为 d_{slice} , 若无特殊说明 $d_s = d_{\text{slice}}$, 点云切片示意图如图 2 所示. 每个切片包含点云中一小部分点, 全部切片组合成完整的原始点云, 即:

$$P = SP_1 \cup SP_2 \cup \dots \cup SP_n. \quad (3)$$

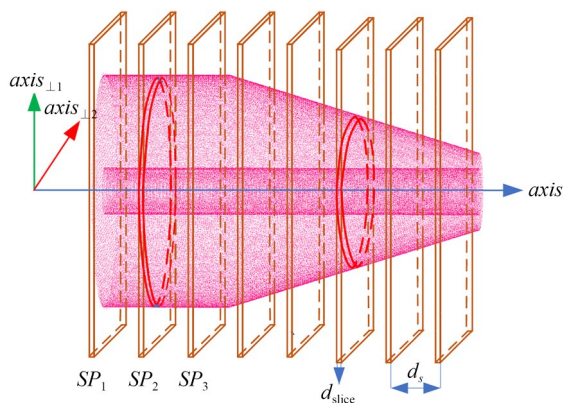


图 2 垂直于主轴且彼此平行的点云切片

Fig. 2 Point cloud slices perpendicular to principal axis and parallel to each other

$$SP_i \in \begin{cases} PLANE & , \phi_i \in (\alpha_{\min}, \alpha_{\max}] \\ CYLINDER & , \phi_i \in [\beta_{\min}, \beta_{\max}] \\ CONE & , \phi_i \in (\chi_{\min}, \chi_{\max}] \\ OTEHRS & , \phi_i \notin (\alpha_{\min}, \alpha_{\max}] \cup [\beta_{\min}, \beta_{\max}] \cup (\chi_{\min}, \chi_{\max}] \end{cases}, \quad (6)$$

其中, 平面特征区间为 $(\alpha_{\min}, \alpha_{\max}]$, 圆柱面特征区间为 $[\beta_{\min}, \beta_{\max}]$, 圆锥面特征区间为 $(\chi_{\min}, \chi_{\max}]$, 未能分类到前 3 种类型中的点云切片, 划分到其余曲面类型中。

3.2 切片特征分类

在生成点云切片后, 需要对切片特征进行计算, 以切片特征来判断点属性. 定义点法线 $NP = \{np_1, np_2, \dots, np_N\}$ 与主轴的向量点乘作为点特征, 即:

$$\phi_i = np_i \cdot axis. \quad (4)$$

首先, 利用原始点云构建 kd-tree 加速法线计算, 得到点云法线; 对于任意切片 $SP_i = \{p_j, p_{j+1}, \dots, p_k\} (1 \leq j \leq k \leq N)$, 计算其切片特征得到:

$$\phi_i = \frac{1}{k-j+1} \sum_{m=j}^k \phi_m = \frac{1}{k-j+1} \sum_{m=j}^k np_m \cdot axis. \quad (5)$$

通过式 (5) 可以得到全部的切片特征 $\phi = \{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n\}$. 此时, 切片特征 ϕ_i 应视作全局特征, 因为点法线的计算是使用原始点云邻域进行计算的。

当切片特征计算完成后, 可以利用切片特征对切片进行初始分类. 对于平面上的点, 点法线应与主轴向量平行, 如图 3(a) 所示, 点特征为 1; 对于圆柱面上的点, 点法线与主轴向量相互垂直, 如图 3(b) 所示, 因此点特征为 0; 对于圆锥面上的点, 设圆锥角为 θ_{cone} , 则点法线与主轴向量之间的夹角为 $\pi/2 - \theta_{\text{cone}}$, 如图 3(c) 所示, 对应点特征为 $\cos(\pi/2 - \theta_{\text{cone}})$.

考虑到点云进行法线估计时存在一定误差, 计算出的点特征也会有偏差, 并且点云切片中可能存在不止一种曲面类型, 这些因素都会使得计算的切片特征存在误差, 因此设置特征区间对切片进行分类。

3.3 切片合并聚类

将每一个切片都赋予属性, 切片当中包含点云曲面的部分区域, 但是切片之间并没有关联, 因此本文将切片合并. 值得注意的是, 切片属性

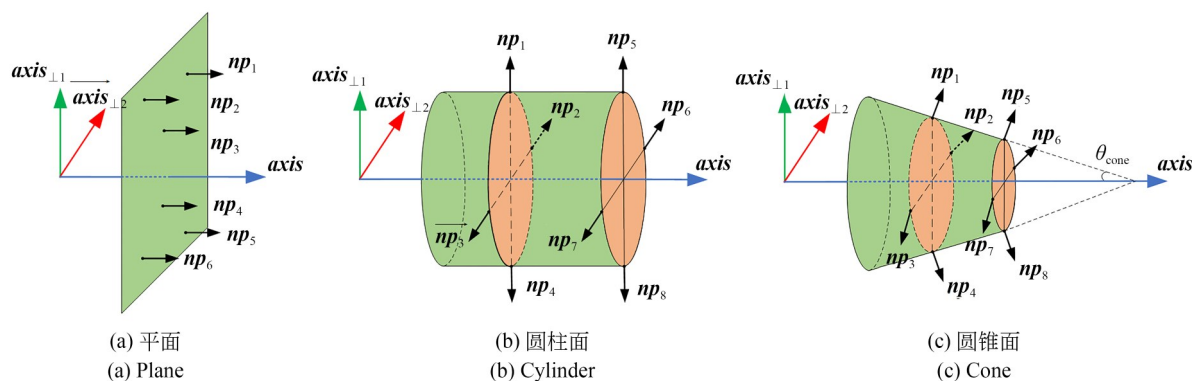


图 3 不同类型曲面点法线分布

Fig. 3 Distribution of point normal for different types of surfaces

仅代表切片中点特征与特征区间的隶属度,并非完全代表切片中的点所在的区域类型。当点云结构复杂时,切片属性不能完全概括切片中的点属性,因为同一切片中可能同时存在多种类型曲面上的点,因此要对切片内部中的点也进行区分。合并时只要相邻切片是同属性就可以合并,如图 4 所示。

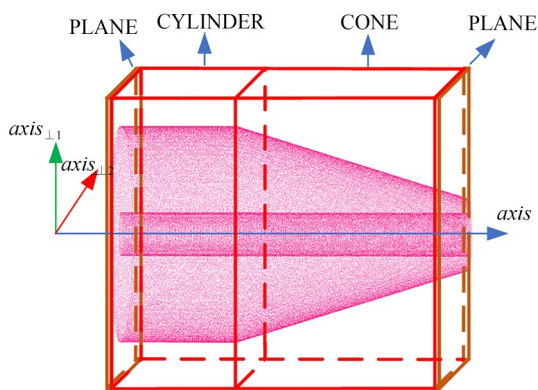


图 4 同类型切片合并示意图

Fig. 4 Merging of slices of same type

由图 4 可以看到,虽然得到了切片合并后的包围盒,但是对于 CONE 属性的切片合并而成的包围盒中存在 CYLINDER 属性的点云。考虑到包围盒中同属性的点共处于同一曲面上,采用聚类的方式对包围盒中的点进行聚类。聚类结果 $EC = \{ec_1, ec_2, \dots, ec_n\}$, 其中 n 为聚类数。完成聚类后,本文点云粗分割阶段结束。

3.4 子点云特征分类

在粗分割结束后,点云中的曲面有了粗略的分类,但是部分曲面点云出现过分割现象,因此

还需要对聚类结果进一步处理。由于切片特征是由切片中所有点共同决定的,切片特征代表的是切片属性的隶属度,不能完全反映切片中所有点的属性,需要对重新计算聚类后子点云的属性。

对于聚类结果 $EC = \{ec_1, ec_2, \dots, ec_{nec}\}$, 对每一聚类 ec_i 计算子点云特征 η_i :

$$\eta_i = \frac{1}{c_i} \sum_{m=1}^{c_i} \varphi_m = \frac{1}{c_i} \sum_{m=1}^{c_i} np_m \cdot axis, \quad (7)$$

其中 c_i 为第 i 个聚类结果包含的点数。完成子点云特征计算后,再次利用式(6)对子点云进行分类,得到分类结果 $V_{\text{PLANE}}, V_{\text{CYLINDER}}, V_{\text{CONE}}, V_{\text{OTHERS}}$ 。图 5 展示了子点云特征分类前后的特征归属情况。

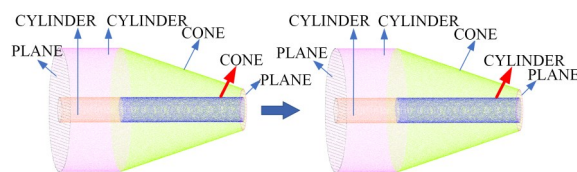


图 5 子点云特征分类示意图

Fig. 5 Schematic diagram of sub-point cloud feature classification

3.5 有效性验证

前文提到过切片特征实际是全局特征,因为计算点法线时其邻域是利用整个点云构建的 kd-tree,在曲面过渡时,点法线计算存在误差。因此引入局部特征的概念,将点云分割结果视为相互独立的子点云,计算子点云点特征 γ_i :

$$\gamma_i = nsp_i \cdot axis, \quad (8)$$

其中 nsp_i 为利用子点云构建的 kd-tree 计算的点法线, 则子点云特征 η_i 重新定义为:

$$\eta_i = \frac{1}{c_i} \sum_{i=1}^{c_i} \gamma_i = \frac{1}{c_i} \sum_{i=1}^{c_i} nsp_i \cdot axis, \quad (9)$$

其中 c_i 为第 i 个子点云包含的点数。计算出重定义的子点云特征后, 再次利用式(6)对子点云特征进行属性分配, 并对同属性中相邻的子点云进行合并, 得到子点云集合 $TC = \{tc_1, tc_2, \dots, tc_n\}$, 如图 6 所示, 其中 n 为聚类数。

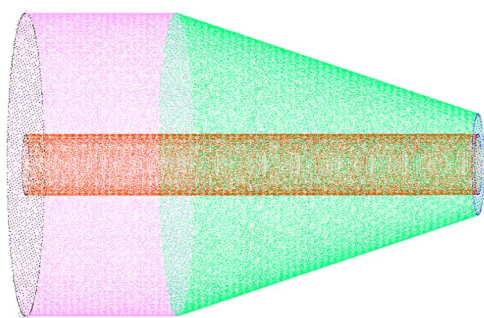


图 6 子点云合并

Fig. 6 Merging sub point clouds

3.6 欠分割处理

为提升算法的稳定性和适用性, 对有效性验证后的点云进行欠分割处理。首先, 为了识别出 $TC = \{tc_1, tc_2, \dots, tc_n\}$ 中存在欠分割的结果, 需要计算分类结果中点特征 γ 的分布情况:

$$\mu_i = \frac{1}{nc_i} \sum_{k=1}^{nc_i} \gamma_k, \quad (10)$$

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{nc_i} \sum_{k=1}^{nc_i} (\gamma_k - \mu)^2,$$

其中: nc_i 为分类结果 tc_i 的点云数, μ_i 代表 tc_i 的点特征均值, σ_i^2 代表 tc_i 的点特征方差。由于欠分割的子点云包含多种类型的点特征, 其均值会偏大且方差较大, 因此可以设置均值阈值 κ_μ 和方差阈值 $\kappa_{\sigma \min}, \kappa_{\sigma \max}$ 来区分欠分割的子点云。当子点云点特征分布满足 $\mu > \kappa_\mu, \kappa_{\sigma \max} > \sigma > \kappa_{\sigma \min}$ 时, 认为该子点云是欠分割的。欠分割通常是由于计算主轴与理想主轴之间存在一个小角度偏差导致的, 因此欠分割子点云会出现在平面点云附近, 导致平面不能完整识别。本文利用 RANSAC 算法对欠分割子点云中的平面进行分割, 将分割后的结果进行有效性验证。最后, 将同属性相邻的子点云合并得到细分割结果 $FC =$

$\{fc_1, fc_2, \dots, fc_n\}$, 其中 n 为细分类数, 细分割阶段结束, FC 即为最终的分割结果。

4 逆向重建

点云分割作为逆向工程中的关键步骤, 对逆向重建的质量起着至关重要的作用。当完成点云分割后, 就可以利用分割结果对模型进行重建, 但是仅仅有分割的子点云还不够, 子点云存储的是点的坐标信息, 不能直接表征其所在曲面的特性, 因此, 还需要对分割后的子点云进行形状参数估计。

4.1 参数估计

因为参数估计通常需要提前说明形状类型, 因此先对 3 种基本形状进行参数化描述, 如图 7 所示。对于平面, 只需要平面的法向量以及平面到原点的距离即可确定该平面的位置; 确定圆柱面, 需要处于中心轴线上的任意一点以及轴线向量和圆柱半径; 对于圆锥面, 需要确定锥顶点坐标, 以及中心轴线向量和锥角。

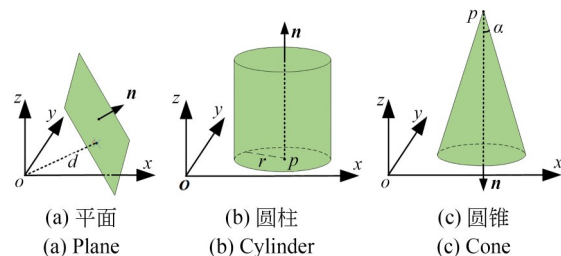


图 7 曲面参数表示

Fig. 7 Parametric representation of surfaces

本文采取 RANSAC 算法对分割出的子点云进行参数估计。如上所述, 平面形状点云参数估计会产生 4 个参数 (n_x, n_y, n_z, d) , 分别为单位法线在坐标轴方向的投影 (n_x, n_y, n_z) , 以及原点到平面的距离 d ; 圆柱面形状参数估计会产生 7 个参数 $(x, y, z, n_x, n_y, n_z, r)$, 分别为轴线上一点坐标 (x, y, z) , 轴线向量在坐标轴方向的投影 (n_x, n_y, n_z) , 以及圆柱的半径大小 r ; 圆锥面形状参数估计会产生 7 个参数 $(x, y, z, n_x, n_y, n_z, \alpha)$, 分别为锥顶点坐标 (x, y, z) , 轴线向量在坐标轴方向的投影 (n_x, n_y, n_z) , 以及圆锥角 α 。值得注意的是, 参数估计后曲面的表现形式实际上是无界的。

考虑到参数估计时会存在一定误差,对于本应处在同一轴线上的多种类型曲面,实际上估计出的轴向量或法向量之间会存在角度偏差。这种角度误差会导致后续重建时边界计算出现错误,因此,本文对使用RANSAC方法估计出的参数进行优化。首先,三种曲面形状的法线或轴线理论上应该与主轴平行,但是估计误差会导致角度偏差,因此设置角度阈值 θ_a ,当偏差小于阈值时认为轴线或法线平行于主轴。

4.2 模型重建

在得到子点云的参数后,就可以利用参数对模型曲面进行表示,但是这种表示只是几何形状的表达,缺失了曲面之间的相互连接关系。因此,还需要对不同曲面之间的拓扑关系进行描述,只有结合曲面几何信息和拓扑信息才能完整地表示模型。本文提出的几何-拓扑树结构(Geometry Topology Tree, GT-Tree)如图8所示,利用这种树状结构可以唯一的确定曲面之间的连接关系,并且可以快速查询某一曲面的相邻曲面。

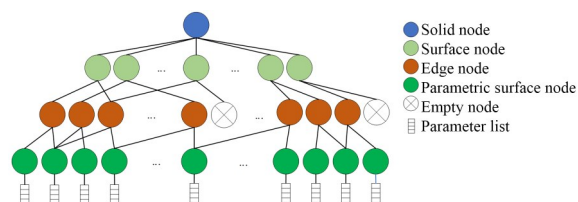


图8 几何-拓扑树

Fig. 8 Geometry-topology tree

第一层是实体节点,表示最终重建的模型,由多个指针指向第二层的曲面节点,这里的曲面是有界曲面,表示组成模型的各个曲面;曲面节点由指针向量分别指向组成曲面的边界,值得注意的是:常规的曲面一般只会由两个边界,如圆柱面、圆环面等,完整平面其中一个节点会指向空节点,因为完整平面只存在一个边界;边界节点的指针分别指向两个参数曲面节点,参数曲面节点与曲面节点的不同之处在于它是无界的;参数曲面节点中存储了4.1节中估计的参数。本文构建的GT-Tree结构可以无异地表示重建模型,并且可以快速地查询曲面边界以及曲面的相邻曲面。树状结构构建完成后,一个几何实体的几何信息和拓扑信息都可以利用这种树结构进

行查询,从而利用该结构自下而上的完成模型重建。

5 实验

为了验证本文所提方法的有效性,实验分别对CAD模型和实际物体进行验证,并对分割结果进行比较。实验的软硬件环境为:Visual Studio 2017, Intel(R) Core(TM) i5-13490F CPU@2.50 GHz, 64 GB 内存。CT图像数据来自CD-130BX/ μ CT型微焦CT,如图9所示。

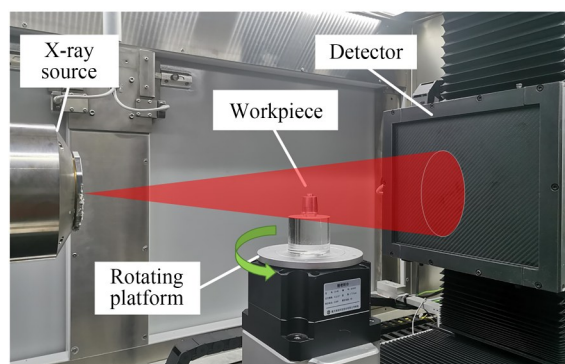


图9 CT检测系统

Fig. 9 CT detection system

5.1 评价指标

为了更客观地评价分割算法的精度,采用量化指标对分割结果进行评价。本文使用精确率(p)、召回率(R)、F1-score($F1$)、交并比(IoU)对分割质量进行评价。定义如下:

$$\begin{aligned} p &= \frac{TP}{TP + FP} \\ R &= \frac{TP}{TP + FN} \\ F1 &= 2 \times \frac{p \times R}{p + R} \\ IoU &= \frac{TP}{TP + FP + FN} \end{aligned} \quad (11)$$

其中:TP代表算法分割结果和标准结果都分割出来的部分;FP代表标准结果中没有被分割出来的部分;FN代表分割结果中多分割出来的部分; p 表征分割结果的欠分割情况; R 表征分割结果的过分割情况; $F1$ 和 IoU 表征分割结果整体的质量,指标越接近1代表分割质量越好;指标均在 $[0, 1]$ 之间。

5.2 分割实验

本文选取结构复杂的实际物体进行实验,实验对象为喷嘴。如图 10(a)所示,该喷嘴也并非理想的回转体,喷嘴底部带有部分螺纹,且顶端有环形排列的小孔。CT 扫描参数如表 1 所示。

表 1 CT 扫描实验参数

Tab. 1 Experimental parameters of CT scanning

参 数	值
管电压/kV	150
管电流/ μ A	40
探测器尺寸/pixel	1 024 $\times$ 1 024
探测器单元尺寸/mm	0.1
源到目标距离/mm	100
源到探测器距离/mm	500

利用 CT 对喷嘴进行扫描,重建得到的体数据如图 10(b)所示。图 10(c)~10(d)为喷嘴在不同位置处的断层图像。

将体数据转换为点云,如图 11(a)所示。算法的参数设置如下: $d_{\text{slice}}=0.15$, $\alpha_{\text{min}}=0.8$, $\alpha_{\text{max}}=1$, $\beta_{\text{min}}=0$, $\beta_{\text{max}}=0.04$, $\chi_{\text{min}}=0.04$, $\chi_{\text{max}}=0.11$, $\kappa_{\mu}=0.5$, $\kappa_{\sigma\text{min}}=0.35$, $\kappa_{\sigma\text{max}}=0.6$ 。粗分割阶段结果如图 11(b)~11(c)所示,分割结果存在过分割,将粗分割结果输入到细分割阶段,得到的细分割结果如图 11(d)~11(e)所示,可以看到整体分割效果较好。

利用爆炸图显示具体的分割子点云,如图 12 所示。各个类型曲面的子点云均得到准确分割,过渡区间也得到识别,尤其是出气孔处的圆柱面也得到准确分割。值得注意的是,出气孔是经过合并操作的,合并操作是将每个分割出小圆柱面子点云视为一个整体。

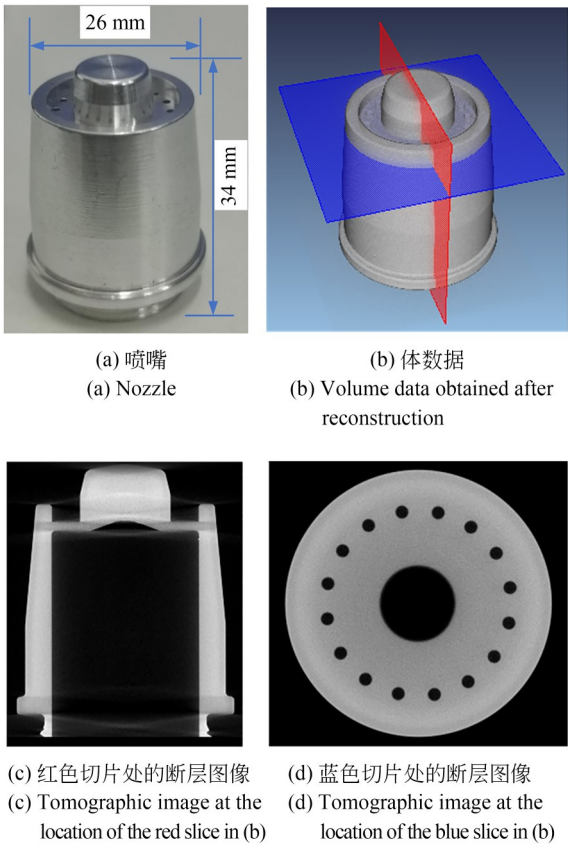


图 10 检测对象
Fig. 10 Detection object

同样地,将 PASS 方法与 RANSAC, RG, BF 的分割结果进行对比,如图 13 所示。RANSAC 在规则曲面区域的分割效果较好,但是无法处理螺纹这种不规则区域;RG 分割质量较差,外曲面的圆柱和圆锥未能实现分割,以及顶端的圆柱面被过分割为多个子区域;BF 也存在外曲面欠分割的问题,以及底部平面未能分割;PASS 方法的分割质量是较好的,准确分割了各类型曲面,并将曲面之间的过渡区域也进行分割。

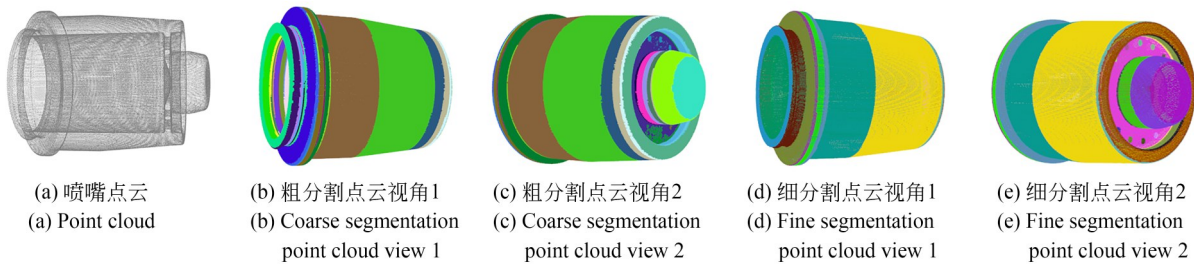


图 11 喷嘴
Fig. 11 Nozzle

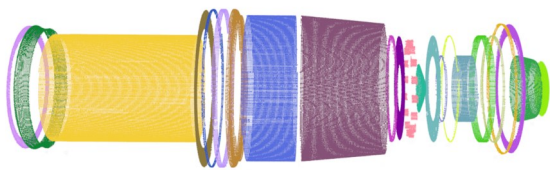


图 12 点云分割爆炸图
Fig. 12 Exploded view of point cloud segmentation

进一步,将分割子点云逐一与标准分割子点云进行比较,效果如图 14 所示(彩图见期刊电子

版)。从图 14 可以看到,RANSAC, RG, BF 都有未能实现分割的子点云;RANSAC 对于规则的曲面分割质量较好,但是无法处理不规则曲面;RG 对于曲面过渡相对较为平滑的部分存在欠分割,如图 14 中的 6 号子点云所示;BF 也存在和 RG 相同的缺陷,但是 BF 可以识别到部分不规则区域,如图 14 中 1 号子点云所示;PASS 的分割效果最好,曲面分割最完整,虽然也有少数的部位存在欠分割现象,但是在接受范围内。

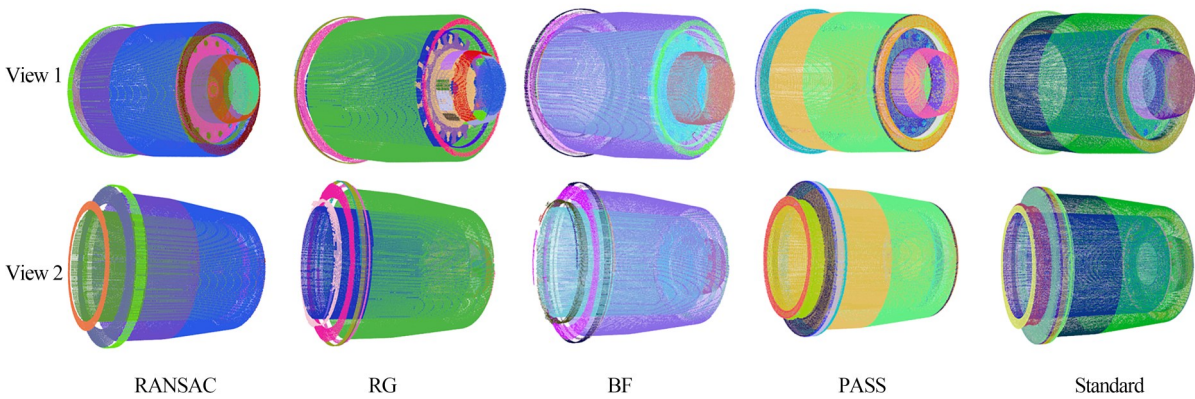


图 13 不同方法分割结果对比
Fig. 13 Comparison of segmentation results of different methods

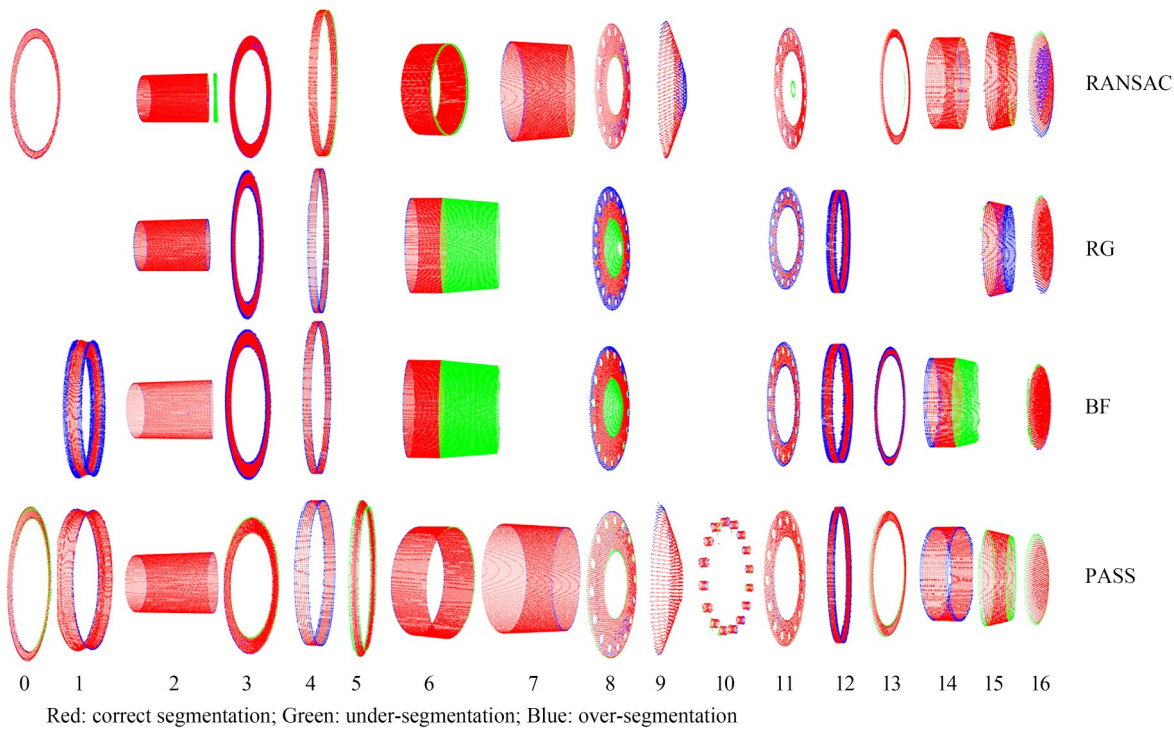


图 14 分割结果子点云展示
Fig. 14 Sub point cloud display of segmentation results

然后,采用评价指标对分割子点云进行定量评价,如图 15 所示。图中,其他方法未能分割出的子点云对应的指标设置为 0。在图 15(a)中可以看到,PASS 和 RANSAC 的精度较好;在图 15(b)中,BF 和 RG 的召回率个别较低是由于欠分割导致的;图 15(c)~15(d)中展示了子点云的整体评价指标,可以看到 PASS 与 RANSAC 在规则曲面的分割效果上接近,指

标均高于 RG 和 BF,但是 RANSAC 不能分割不规则曲面。

同时,利用几种方法都可以分割出的子点云计算对应方法的平均指标进行比较,结果如表 2 所示。可以看到,虽然 PASS 的指标略低于 RANSAC,但是 PASS 可以分割出更多的子点云,RANSAC 只能分割出部分规则子点云。

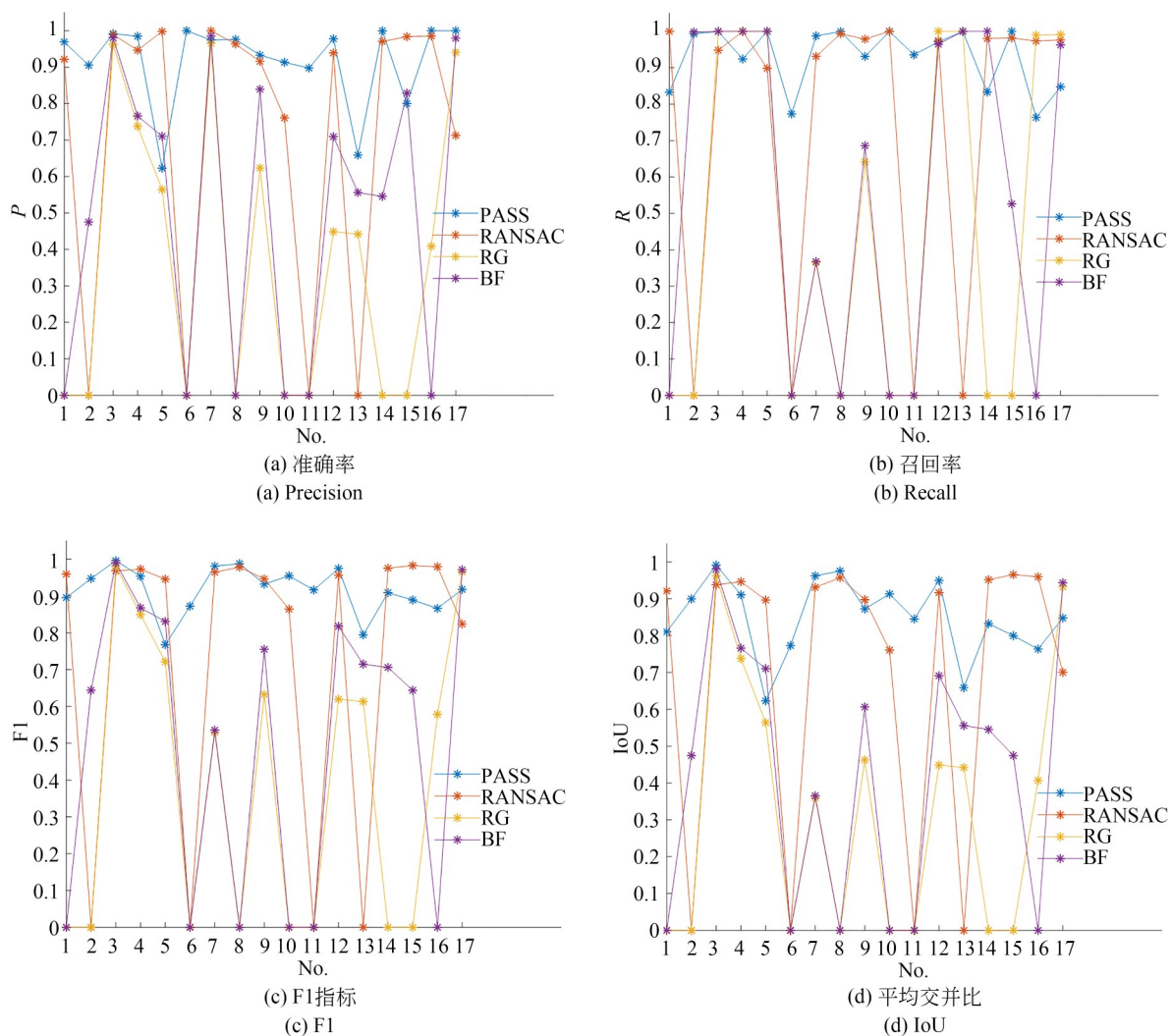


图 15 不同方法分割子点云指标对比

Fig. 15 Metrics comparison of sub point clouds segmented by different methods

5.3 逆向重建实验

在完成对点云的分割之后,就可以利用子点云进行重建操作了。在进行重建前,首先需要对于子点云进行参数估计,本文利用 RANSAC 对分割得到的子点云进行参数估计。值得注意的是,

RANSAC 只能估计规则曲面的参数,对于不规则曲面无法处理。考虑到不规则部分的曲面方程函数求解过于复杂,且实际工程中更关心主体规则曲面的构成情况,因此,利用圆柱近似代替螺纹部分,同时可以省略曲面过渡区域的构造。

表 2 喷嘴评价参数				
Tab. 2 Nozzle evaluation parameters				
Method	Precision	Recall	F1	IoU
RANSAC	0.928 7	0.958 2	0.939 6	0.889 6
RG	0.748 8	0.856 8	0.756 8	0.638 3
BF	0.852 9	0.854 4	0.823 9	0.723 4
PASS	0.926 3	0.951 6	0.931 6	0.879 7

完成对参数的估计后,构建 GT-Tree 结构,本文借助 OPENCASCADE 三维几何库对点云进行重建,并将重建后的模型保存为标准格式 STEP。

图 16(a)为利用子点云的估计参数进行表示的曲面,曲面是没有边界的,但是可以观察到曲面之间是有相交的。图 16(b)展示了利用 GT-Tree 中的 Edge 结点构建的曲面边界。图 16(c)为结合曲面参数方程以及边界构造的有界曲面,可以看到有界曲面符合实际设计的曲面,并保存为 STEP 格式。图 16(d)和 16(e)是在 CAD 软件中进行显示的重建模型,可以看出重建效果较好,能够较为真实反映原始模型的组成情况。重建后,螺纹部分由圆柱面取代,曲面之间的过渡区域也不再是平滑的,但是主体部分的曲面结构得到了完整的复原。

6 结 论

为实现具有复杂内腔结构工件的无损检测,本文基于 CT 技术对工件进行检测,在不破坏工件的同时能够获取工件内部的结构信息。为便于后续处理,将重建得到的 CT 图像转换为点云的形式。针对目前点云部件分割方法中存在的缺陷,本文提出了一种基于主轴切片的点云部件分割方法(PASS),可以有效实现回转点云的部件分割。分割算法主要分为粗分割与细分割两个阶段。首先,将点云沿着主轴划分为多个互相

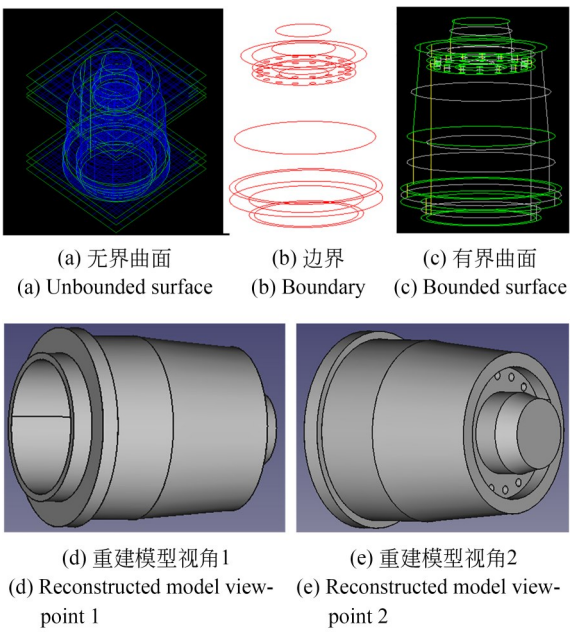


图 16 喷嘴重建
Fig. 16 Nozzle reconstruction

平行的厚度均匀的点云切片,通过计算切片特征将点云切片进行分类,然后合并同类型相邻切片成包围盒,在包围盒内进行聚类实现点云粗分割。接着,将粗分割结果送入到细分割阶段计算子点云特征,并对子点云进行特征验证,将验证通过的子点云进行合并,最后对子点云进行欠分割处理,得到最终的分割结果。实验证明,本文方法可以实现对点云的准确分割,平均交并比为 0.879 7,相对于其他分割方法精度更高,更有利于后续处理。进一步,为满足逆向工程中的需求,本文利用分割得到的子点云实现模型重建,并提出了一种几何-拓扑树结构(GT-Tree)。该结构具有四层结构,每层的结点代表不同的信息,不同层结点之间相互连接。利用这种树结构可以快速、准确地查询实体的组成信息。实验表明,这种结构可以无异义的对实验模型进行表示,并且重建后的模型保留了物体的主体结构信息,解决了传统的人工手动逆向重建耗时耗力的实际工程问题。

参考文献:

[1] ZHU G G, FU J. A lightweight solution of industrial computed tomography with convolutional neural network[J]. *NDT & E International*, 2020, 116: 102347.

[2] YANG X Y, SUN W J, GIUSCA C L. An automated surface determination approach for computed tomography [J]. *NDT & E International*, 2022,

- 131; 102697.
- [3] OBRIST A F, FLISCH A, HOFMANN J. Point cloud reconstruction with sub-pixel accuracy by slice-adaptive thresholding of X-ray computed tomography images[J]. *NDT & E International*, 2004, 37(5): 373-380.
 - [4] YOO H, CHOI A, MUN J H. Acquisition of point cloud in CT image space to improve accuracy of surface registration: application to neurosurgical navigation system[J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2020, 34(6): 2667-2677.
 - [5] SONG Z Y, JIANG H Y, YANG Q Y, *et al.* A registration method based on contour point cloud for 3D whole-body PET and CT images[J]. *BioMed Research International*, 2017, 2017: 5380742.
 - [6] XU J, DING L Y, LUO H B, *et al.* Near real-time circular tunnel shield segment assembly quality inspection using point cloud data: a case study[J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2019, 91: 102998.
 - [7] LI L, CHEN X, ZHANG T. Pose estimation of metal workpieces based on RPM-Net for robot grasping from point cloud[J]. *Industrial Robot: the International Journal of Robotics Research and Application*, 2022, 49(6): 1178-1189.
 - [8] BORRMANN D, ELSEBERG J, LINGEMANN K, *et al.* The 3D Hough transform for plane detection in point clouds: a review and a new accumulator design[J]. *3D Research*, 2011, 2(2): 3.
 - [9] STEIN S C, SCHOELER M, PAPON J, *et al.* Object partitioning using local convexity[C]. 2014 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. June 23-28, 2014. Columbus, OH, USA. IEEE, 2014: 304-311.
 - [10] WANG Y, SUN Y B, LIU Z W, *et al.* Dynamic graph CNN for learning on point clouds[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2019, 38(5): 1-12.
 - [11] AHMED M F, HAAS C T, HAAS R. Automatic detection of cylindrical objects in built facilities[J]. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2014, 28(3): 1-11.
 - [12] 张良培, 张云, 陈震中, 等. 基于分裂合并的多模型拟合方法在点云分割中的应用[J]. *测绘学报*, 2018, 47(6): 833-843.
 - ZHANG L P, ZHANG Y, CHEN ZH ZH, *et al.* Splitting and merging based multi-model fitting for point cloud segmentation[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2018, 47(6): 833-843. (in Chinese)
 - [13] SCHNABEL R, WAHL R, KLEIN R. Efficient RANSAC for point-cloud shape detection [J]. *Computer Graphics Forum*, 2007, 26(2): 214-226.
 - [14] RAUMONEN P, KAASALAINEN M, ÅKERBLOM M, *et al.* Fast automatic precision tree models from terrestrial laser scanner data[J]. *Remote Sensing*, 2013, 5(2): 491-520.
 - [15] 余润泽, 单伽铨, 李培振, 等. 基于三维点云的工程结构平面分割及表面检测[J]. *中南大学学报(自然科学版)*, 2023, 54(6): 2233-2243.
 - YU R Z, SHAN J ZH, LI P ZH, *et al.* Point cloud-based plane segmentation and surface inspection of engineering structures[J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2023, 54(6): 2233-2243. (in Chinese)
 - [16] YANG B S, DONG Z. A shape-based segmentation method for mobile laser scanning point clouds [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2013, 81: 19-30.
 - [17] NI H, LIN X G, ZHANG J X. Classification of ALS point cloud with improved point cloud segmentation and random forests [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(3): 288.
 - [18] HAMID-LAKZAEIAN F. Point cloud segmentation and classification of structural elements in multi-planar masonry building facades[J]. *Automation in Construction*, 2020, 118: 103232.
 - [19] MARKOVIC V, JAKOVLJEVIC Z, BUDAK I. Automatic recognition of cylinders and planes from unstructured point clouds[J]. *The Visual Computer*, 2022, 38(12): 4329-4352.
 - [20] LIU J. An adaptive process of reverse engineering from point clouds to CAD models[J]. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 2020, 33(9): 840-858.
 - [21] CHEN H, LIANG M, LIU W Q, *et al.* An approach to boundary detection for 3D point clouds based on DBSCAN clustering[J]. *Pattern Recognition*, 2022, 124: 108431.
 - [22] XU B, CHEN Z, ZHU Q, *et al.* Geometrical seg-

- mentation of multi-shape point clouds based on adaptive shape prediction and hybrid voting RANSAC [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14 (9) : 2024.
- [23] 汪文琪, 李宗春, 付永健, 等. 基于改进多规则区域生长的点云多要素分割[J]. 光学学报, 2021, 41(5): 198-212.
- WANG W Q, LI Z CH, FU Y J, *et al.* Multi-factor segmentation of point cloud based on improved multi-rule region growing[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(5): 198-212. (in Chinese)
- [24] 赵传, 郭海涛, 卢俊, 等. 结合区域增长与 RANSAC 的机载 LiDAR 点云屋顶面分割[J]. 测绘学报, 2021, 50(5): 621-633.
- ZHAO CH, GUO H T, LU J, *et al.* Roof segmentation from airborne LiDAR by combining region growing with random sample consensus [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2021, 50(5): 621-633. (in Chinese)
- [25] VO A V, TRUONG-HONG L, LAEFER D F, *et al.* Octree-based region growing for point cloud segmentation[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, 104: 88-100.
- [26] 郭保青, 余祖俊, 张楠, 等. 铁路场景三维点云分割与分类识别算法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38 (9): 2103-2111.
- GUO B Q, YU Z J, ZHANG N, *et al.* 3D point cloud segmentation, classification and recognition algorithm of railway scene[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, 38 (9) : 2103-2111. (in Chinese)
- [27] WANG W, ZHANG Y, GE G Y, *et al.* Indoor point cloud segmentation using a modified region growing algorithm and accurate normal estimation [J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 42510-42520.
- [28] FAN Y L, WANG M L, GENG N, *et al.* A self-adaptive segmentation method for a point cloud [J]. *The Visual Computer*, 2018, 34 (5) : 659-673.
- [29] DIMITROV A, GOLPARVAR-FARD M. Segmentation of building point cloud models including detailed architectural/structural features and MEP systems [J]. *Automation in Construction*, 2015, 51: 32-45.
- [30] ZHAO X Y, LI Q Z, ZHANG M, *et al.* Closely adjacent object segmentation based on periphery-restrictive region growing [J]. *Measurement Science and Technology*, 2022, 33(12): 125901.
- [31] 刘妍, 熊游依, 韩妙妙, 等. 几何特征引导的物体点云模型多层次分割[J]. 图学学报, 2023, 44 (4): 755-763.
- LIU Y, XIONG Y Y, HAN M M, *et al.* Geometric feature guided multi-level segmentation for object point clouds [J]. *Journal of Graphics*, 2023, 44(4): 755-763. (in Chinese)
- [32] JI X G, ZHANG X X, HU H T. Point cloud segmentation for complex microsurfaces based on feature line fitting [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2021, 80(3): 4553-4578.
- [33] SAMPATH A, SHAN J. Segmentation and reconstruction of polyhedral building roofs from aerial lidar point clouds [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 48(3): 1554-1567.
- [34] YANG X W, HAN X, LI Q D, *et al.* Developing a semantic-driven hybrid segmentation method for point clouds of 3D shapes [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 40861-40880.
- [35] LI H, MENG T, ZHANG X M, *et al.* *An Improved Conditional Euclidean Clustering Point Cloud Segmentation Method* [M]. Lecture Notes in Electrical Engineering. Singapore: Springer Nature Singapore, 2023: 655-662.
- [36] CHEN H, XIE T T, LIANG M, *et al.* A local tangent plane distance-based approach to 3D point cloud segmentation via clustering [J]. *Pattern Recognition*, 2023, 137: 109307.
- [37] XU S, HAN W, YE W D, *et al.* 3-D contour deformation for the point cloud segmentation [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 1-5.
- [38] ZHANG W J, SU S Z, HONG Q Q, *et al.* Long short-distance topology modelling of 3D point cloud segmentation with a graph convolution neural network [J]. *IET Computer Vision*, 2023, 17(3): 251-264.
- [39] SINGH P S, NONGSIEJ I M, MARBOH V. *The Segmentation of Drone Image Derived 3D Point Cloud Using a Combination of RANSAC*,

DBSCAN and Clustering Methods [M]. Lecture Notes in Civil Engineering. Cham: Springer International Publishing, 2023: 267-278.

[40] LI X G, ZHANG Y J, YANG X Y, *et al.* Point

cloud surface segmentation based on volumetric eigenfunctions of the Laplace-Beltrami operator[J].

Computer Aided Geometric Design, 2019, 71: 157-175.

作者简介:



韦会鸿(1999—),男,硕士研究生,主要从事工业CT图像处理和点云处理的研究。E-mail: weihuihong0909@163.com

通讯作者:



邹永宁(1975—),男,博士,副研究员,硕士生导师,2014年于重庆大学获得博士学位,主要从事工业CT图像重建、并行化计算、CT图像可视化等方面的研究。E-mail: zynlxu@sina.cn