

# 一种密集管道点云数据自动分割算法

黄凯<sup>1\*\*</sup>, 程效军<sup>1,2\*</sup>, 贾东峰<sup>3</sup>, 胡旦华<sup>4</sup>, 胡敏捷<sup>5</sup>

<sup>1</sup> 同济大学测绘与地理信息学院, 上海 200092;

<sup>2</sup> 同济大学现代工程测量国家测绘地理信息局重点实验室, 上海 200092;

<sup>3</sup> 同济大学土木工程学院建筑工程系, 上海 200092;

<sup>4</sup> 中国电建集团福建省电力勘测设计院有限公司, 福建 福州 350003;

<sup>5</sup> 上海船舶研究设计院, 上海 201203

**摘要** 提出了一种针对密集圆形管道点云数据的自动分割算法, 通过八叉树结构将点云划分为若干个子块, 并建立其空间邻域关系, 采用基于法向量条件约束的随机采样一致性算法移除子块内的大区域平面, 同时运用欧氏距离聚类和基于平滑条件约束的区域增长分割算法再次细化数据。实验结果表明: 提出的自动分割算法在处理大小为  $6\text{ m} \times 12\text{ m} \times 16\text{ m}$  的点云空间数据时, 4 线程并行计算仅耗时 9 s, 精确率达到 90% 以上。因此, 所提算法能够快速、准确地分割管道点云数据, 具有较高的应用价值。

**关键词** 测量; 三维激光扫描; 自动分割; 随机采样一致性算法; 密集管道

中图分类号 P232

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201845.1104004

## An Automatic Segmentation Algorithm for Dense Pipeline Point Cloud Data

Huang Kai<sup>1\*\*</sup>, Cheng Xiaojun<sup>1,2\*</sup>, Jia Dongfeng<sup>3</sup>, Hu Danhua<sup>4</sup>, Hu Minjie<sup>5</sup>

<sup>1</sup> College of Surveying and Geo-Information, Tongji University, Shanghai 200092, China;

<sup>2</sup> Key Laboratory of Advanced Engineering Surveying of National Administration of Surveying, Mapping and Geoinformation, Tongji University, Shanghai 200092, China;

<sup>3</sup> Department of Structural Engineering, College of Civil Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China;

<sup>4</sup> Fujian Electric Power Survey & Design Institute Co., Ltd. Power China, Fuzhou, Fujian 350003, China;

<sup>5</sup> Shanghai Merchant Ship Design and Research Institute, Shanghai 201203, China

**Abstract** An algorithm for the automatic segmentation of dense circular pipeline point cloud data is proposed. The cloud data is divided into several sub-blocks based on the octree structure, among which the spatial neighborhood relationship is established. The random sampling consensus algorithm based on the normal vector constraints is used to remove the large area plane within each sub-block and simultaneously, the Euclidean distance clustering and the region growing segmentation algorithm based on the smoothness constraints are used to refine the data again. The experimental results show that a 4 thread parallel computation only takes 9 s and the precision is larger than 90% when the proposed automatic segmentation algorithm is used to process the data with a size of  $6\text{ m} \times 12\text{ m} \times 16\text{ m}$  in the point cloud space. Thus the proposed algorithm can be used for the quick and accurate segmentation of pipeline point cloud data and has a high application value.

**Key words** measurement; three-dimensional laser scanning; automatic segmentation; random sampling consensus algorithm; dense pipeline

**OCIS codes** 280.3640; 150.6910; 150.1135

## 1 引言

随着三维激光扫描技术在测绘方面的广泛应

用, 海量点云数据处理理论和技术也得到了迅猛发展<sup>[1-2]</sup>。由于缺少必要的图纸信息, 对发电厂的已有设施进行改造设计时, 需要重新采集现状数据并生

收稿日期: 2018-04-18; 修回日期: 2018-05-27; 录用日期: 2018-07-24

基金项目: 上海船舶研究设计院科技项目(JSJC2013206C204)、广州市科技计划项目(201704030102)

\* E-mail: cxj@tongji.edu.cn; \*\* E-mail: 476576436@qq.com

成必要的空间信息。三维激光扫描技术可以方便、快速、全面地采集发电厂的三维空间数据,但数据冗余也成为电厂重建的难题之一,因此,需要提出一种基于点云数据分割的快速提取有效数据的方法来解决电厂重建的数据采集问题。

传统的管道点云数据分割主要通过人工目视解读和交互式提取,工作量大、效率极低,因此需要采用点云自动分割技术对管道点云数据进行快速划分和提取。点云数据分割方法可归纳为五大类<sup>[3]</sup>,分别为基于边缘、区域、属性、模型和图的分割方法。Vosselman 等<sup>[4]</sup>通过区域增长分割算法将原始点云数据分割为若干个区域,然后以人工识别的方式判别管道点云数据;Chaperon 等<sup>[5]</sup>通过高斯映射将三维空间中的点云映射到二维空间,以数学模型拟合圆柱体参数以提取管道数据;Rabbani 等<sup>[6]</sup>通过对区域增长分割算法增加平滑条件约束,将局部几何特征相近的点云数据分割开来,但是该算法不能很好地分割平面与曲面,在较复杂的场景中采用此算法直接分割管道点云数据的计算时间长,效果不理想。多项式拟合空间曲面的方法<sup>[7-9]</sup>是根据拟合空

间曲面的曲率半径对管道数据进行分割,但是这种方法的计算量较大,而且容易受到噪声的干扰,管道数据提取效率较低。

针对上述问题,本文提出了一种管道数据分割提取的新方法,用于提取发电厂内圆形管道的数据。首先,根据三维点云数据的空间分布,将三维空间划分为八叉树(octree)结构<sup>[7]</sup>,以完成点云数据的分块,并且将八叉树结构中每个空间栅格内的数据当作独立的子块进行处理;其次,结合点云法线估计,采用随机采样一致性(RANSAC)算法<sup>[10]</sup>拟合平面,在每个子块中初步过滤掉大块平面区域的点云数据;再次,综合考虑各种构件的分布特征,采用空间聚类方法<sup>[11]</sup>将其分割成若干个聚类进行二次过滤;最后,依据管道几何属性特征分割管道点云数据,并合并各子块的管道点云数据。

## 2 管道点云数据分割方法

本文算法主要包括数据预处理、大区域平面过滤、空间聚类及二次过滤三个模块,算法流程如图 1 所示。

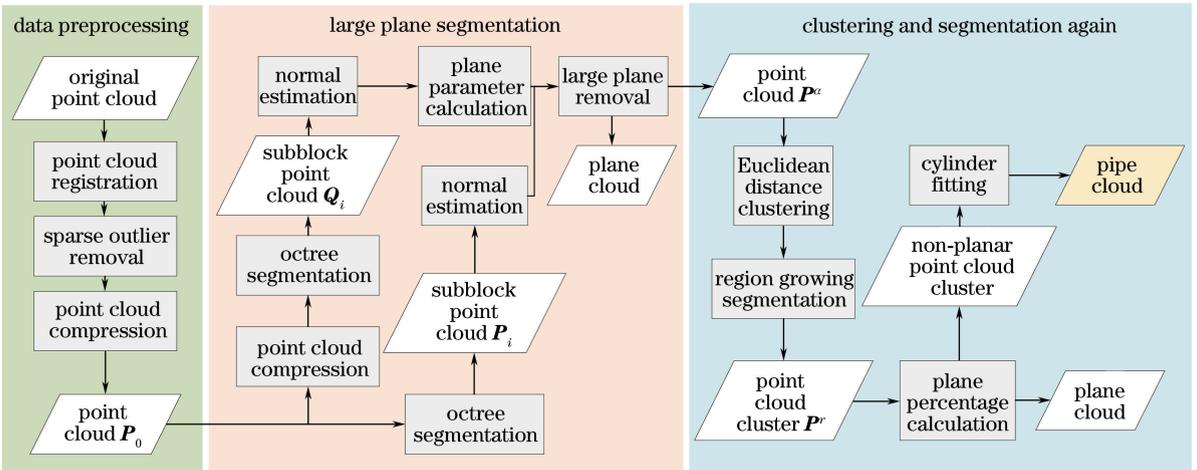


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of algorithm

### 2.1 点云数据预处理

点云数据预处理包括数据配准、噪声过滤和点云压缩。多站点云数据配准的目的是保证点云数据的空间准确性和连续性,使用扫描仪配套的软件进行粗配准后,再用迭代最近点算法<sup>[12]</sup>将多站点云数据进行精配准;离群点过滤的目的在于消除噪声,以减小噪声对点云计算的干扰,采用稀疏局外点去噪算法<sup>[13]</sup>进行点云滤波;点云数量直接影响整体计算效率,点云压缩采用设定空间点间距的压缩方法,使得点云密度分布均匀,保证后续算法的稳定性。假

设以空间距离  $d_1$  ( $d_1 > 0$ ) 压缩原始数据,压缩后的点云记为  $P_0$ 。通过上述预处理操作,可以获得高质量的点云数据。

### 2.2 管道点云数据分割算法

除管道外,发电厂中还有大量的钢结构,以及柱子、楼板、墙壁等土建结构,如图 2 所示。这些结构可以细分为若干个平面,但管道表面与这些平面不同,其为连续大曲率曲面,可以根据点云数据的局部几何特征将其分割成不同的区域,再将管道数据分割出来。

同时,由于发电厂的设施存在多个构件相互连接的情况,直接使用基于欧氏距离的空间聚类方法<sup>[13]</sup>进行数据划分,虽然操作简单且速度较快,但难以确定距离阈值且容易受到噪声的干扰,聚类结果不理想;若直接采用区域增长算法<sup>[6]</sup>进行分割,同样会遇到阈值难以确定的问题,并且需要耗费大量的计算时间。因此,采用对原始点云数据先分块再处理的策略。

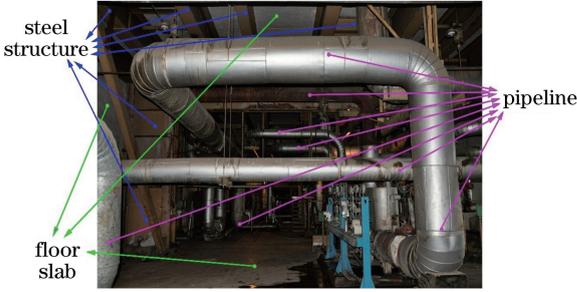


图 2 某发电厂内部图

Fig. 2 Interior view of a power plant

### 2.2.1 点云数据空间划分

将三维空间划分为若干个空间栅格,如图 3 所示。对点云数据进行空间分块并分别处理,不仅可以减少单线程计算时需要处理的数据量,并且通过并行计算,可以显著减少数据处理所消耗的时间。此外,由于实际物件与设计图纸之间存在偏差,局部区域拟合更有利于提高拟合的准确性,如图 4 所示。

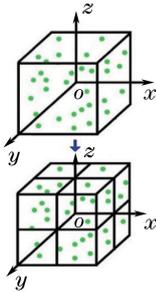


图 3 八叉树结构示意图

Fig. 3 Schematic of octree structure

采用八叉树结构<sup>[7]</sup>对点云数据进行划分,具体步骤如下:

- 1) 分别选取点云数据三维坐标的最小值  $x_{\min}$ 、 $y_{\min}$ 、 $z_{\min}$  和最大值  $x_{\max}$ 、 $y_{\max}$ 、 $z_{\max}$ ;
- 2) 以  $(x_{\min}, y_{\min}, z_{\min})$  和  $(x_{\max}, y_{\max}, z_{\max})$  的连线为对角线,平行于  $x$ 、 $y$ 、 $z$  坐标轴建立包围盒;
- 3) 设定八叉树的深度  $g$  或栅格分辨率  $f$ ,将点云数据分割到若干个独立的空间栅格之内;
- 4) 各个子块分别执行具体的分割算法。

八叉树结构分割如图 3 所示。采用八叉树结构

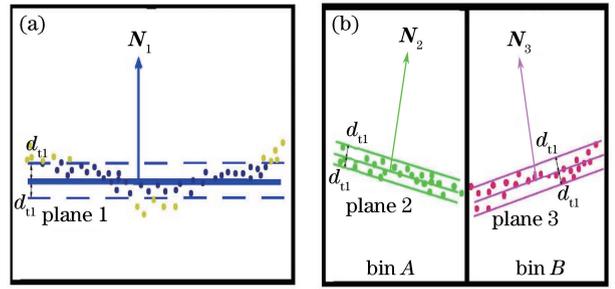


图 4 (a)整体拟合与(b)局部拟合的比较

Fig. 4 Comparison between (a) global fitting and (b) local fitting

划分空间栅格不仅可以提高效率,还可以保证处理前后点云的空间位置和拓扑关系的一致性。最后,根据空间栅格的拓扑关系,合并各子块中的管道数据。

### 2.2.2 基于 RANSAC 算法的平面点云数据过滤

发电厂内各种构件通过楼板、墙面等大型平面结构直接或者间接相连。过滤掉楼板、墙面等大区域的平面点云之后,各个构件在空间上相互独立。利用经典 RANSAC 算法<sup>[10]</sup>,在平面数学模型中随机选取数据进行平面拟合,以快速找到含有噪声的数据中点数最多的平面。但是发电厂中存在大量连通平面的管道等构件,若直接将平面移除,会切断原本连续的构件点云数据,破坏数据的完整性,并且会影响随后的聚类 and 分割计算结果。

每个点的近邻域中点云的空间分布反映了其局部几何特征,采用基于法向量约束的 RANSAC 算法,在过滤平面点云数据时,通过增加局部特征条件约束来提高过滤的准确性,图 5 为平面过滤示意图,本文算法的具体步骤如下:

1) 采用主成分分析法(PCA)<sup>[13]</sup>计算每个点的法向量,计算公式为

$$\begin{cases} \mathbf{D} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (\mathbf{p}_i - \bar{\mathbf{p}}) (\mathbf{p}_i - \bar{\mathbf{p}})^T, \\ \mathbf{D} \cdot \mathbf{v}_j = \lambda_j \mathbf{v}_j, j \in \{0, 1, 2\} \\ \pm \mathbf{n} = \{n_x, n_y, n_z\} = \mathbf{v}_0, \text{ if } 0 \leq \lambda_0 \leq \lambda_1 \leq \lambda_2 \end{cases}, \quad (1)$$

式中:  $\mathbf{p}_k$  为点  $p$  的  $k$  近邻域内点集,  $\bar{\mathbf{p}}$  为点集  $\mathbf{p}_k$  的中心,  $\mathbf{p}_i$  为  $\mathbf{p}_k$  中第  $i$  点的坐标(列向量);  $\mathbf{D}$  为  $p$  点的协方差矩阵;  $\lambda_j$  和  $\mathbf{v}_j$  为协方差矩阵的第  $j$  个特征值和特征向量;  $\mathbf{n}$  为最小特征值对应的特征向量,即点  $p$  的法向量。

2) 为了加快平面拟合的计算速度,将预处理后的点云数据以点空间距离  $d_2$  ( $d_2 > d_1$ ) 再次压缩并

保留原始点云  $P_0$ , 设压缩后的点云为  $Q_0$ 。

3) 以点集  $P_0$  构建包围盒, 以相同的分辨率或深度将点云  $P_0$  和  $Q_0$  分别划分为若干子块, 记  $P_0$  分块后得到子块点集  $P_i (i=1, 2, \dots, n)$ ,  $Q_0$  分块后得到对应的子块点集为  $Q_i (i=1, 2, \dots, n)$ 。

4) 由于 RANSAC 算法具有随机性, 为了使移除的平面内包含尽可能多的点数, 即平面范围尽量大, 设定次数阈值  $t$ , 运用 RANSAC 算法分别对压缩后的每个子块点云  $Q_i (i=1, 2, \dots, n)$  进行  $t$  次平面拟合。

① 记录子块  $Q_i$  的总点数  $m_i (i=1, 2, \dots, n)$ , 设定距离阈值  $d_{11}$  和循环阈值  $e$ , 执行 RANSAC 算法。即在  $Q_i$  中随机选取 3 点构建平面  $\alpha: Ax + By + Cz + D = 0$ , 得到最大平面并统计到平面距离小于  $d_{11}$  的点集  $Q_a$  和点数  $m_a$ , 并记录平面参数  $A_i, B_i, C_i, D_i$ , 记  $N_i = (A_i, B_i, C_i)$  为平面  $\alpha_i$  的法向量;

② 设定角度阈值  $\theta_i (0^\circ < \theta_i < 90^\circ)$ , 计算  $Q_a$  中每个点的法向量与平面  $\alpha_i$  法向量的夹角  $\theta_i$ , 计算公式为

$$\theta_i = \arccos\left(\frac{|n_i \cdot N_i|}{|n_i| |N_i|}\right) \quad (2)$$

若  $\theta_i > \theta_i$ , 则认为该点的空间位置虽然处在平面  $l_i$  内, 但是其法向量方向与平面法向量方向差异过大, 故将其从平面  $\alpha_i$  中排除。以此条件统计点集  $Q_a$  中平面  $\alpha_i$  的所有外部点记为点集  $Q_b$ , 点数记为  $m_b$ ;

③ 更新子块内用于执行 RANSAC 算法的点集  $Q_i' = Q_i - Q_a + Q_b$ , 计算平面  $\alpha_i$  内点数占点集  $Q_i$  中的点数百分比  $h_i = (m_a - m_b) / m_i$ ;

④ 按照次数阈值  $t$  重复执行步骤①至步骤③, 记录每个平面点数  $m_i$  和对应的平面参数  $A_i, B_i, C_i, D_i$ , 并按照  $h_i$  从大到小进行排列。

5) 设定最小平面点数百分比阈值  $\omega_1$ , 对每个子块  $P_i$ , 以对应的已压缩点集  $Q_i$  中相同的平面参数构建平面, 以  $h_i > \omega_1$  为条件, 依次过滤掉  $P_i$  内的平面, 同时增加法向量条件约束;

6) 过滤平面数据后, 采用稀疏局外点去噪 (SOR) 算法进行滤波, 得到的子块点云记为  $P_i^a (i=1, 2, \dots, n)$ 。

### 2.2.3 点云数据聚类与基于 RANSAC 算法的二次过滤

发电厂内管道表面为圆滑曲面, 而柱子、墙板、钢结构的表面都近似为平面。采用基于平滑约束的区域增长分割算法<sup>[6]</sup>, 设定较小的分割阈值来分离

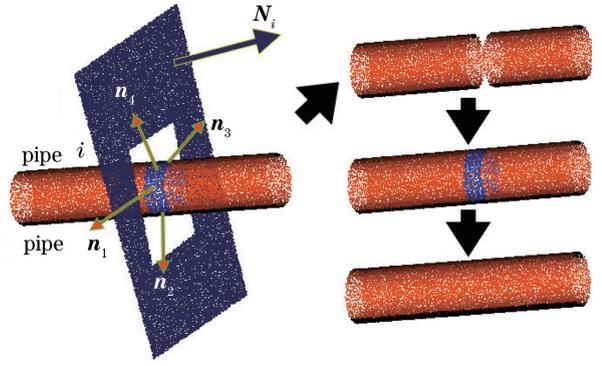


图 5 基于法向量约束的平面点云过滤示意图  
Fig. 5 Schematic of plane point cloud filtering based on normal vector constraints

各个平面。但直接遍历点云  $p_i^a (i=1, 2, \dots, n)$  的计算量大, 耗时较长。实际上, 经过平面点云数据滤波之后, 当前每个子块  $p_i^a (i=1, 2, \dots, n)$  中, 大多数构件的点云数据在空间中已经相互独立。通过计算点云数据的空间距离, 将点云数据分割为若干个聚类, 如图 6 所示。随后对各个独立的聚类分别采用基于平滑约束的区域增长分割算法, 设定较小的曲率分割阈值来把各聚类再次细分为曲率变化均匀的若干子聚类。此时, 采用 RANSAC 算法便可以快速判断聚类是否近似于一个平面, 将其过滤可得到管道点云数据。算法流程如下:

1) 设定空间距离阈值  $d_{12}$  和最小聚类点数  $E_{\min}$ , 对每个点云子块  $p_i^a (i=1, 2, \dots, n)$  采用基于欧氏距离的空间聚类算法, 得到欧氏聚类点集  $p_i^j (i=1, 2, \dots, j)$ ;

2) 设定曲率阈值  $v$ 、角度阈值  $\beta$  和最小聚类点数  $R_{\min}$ , 对每一个聚类  $p_i^j (i=1, 2, \dots, j)$  分别采用基于平滑条件约束的区域增长分割算法, 得到子聚类  $p_i^r (i=1, 2, \dots, k)$ ;

3) 设定距离阈值  $d_{13}$  和平面点数比例阈值  $\omega_2$ , 采用 RANSAC 算法分别对每一个子聚类  $p_i^r (i=1, 2, \dots, k)$  拟合最大的平面。若某聚类内平面点数比例大于  $\omega_2$ , 则去除此聚类;

4) 设定管道点数比例阈值  $\omega_3$ , 对剩余聚类采用 RANSAC 算法来拟合圆柱体, 若圆柱点数所占比例大于  $\omega_3$ , 认为此聚类为管道。

步骤 1) 和 2) 中, 设定最小聚类点数阈值, 目的是过滤掉点数过少的点云数据聚类, 此类数据通常是厂房内构件的附属部分或者噪声。步骤 1)~3) 通过对距离、曲率、法向量夹角加以限定, 得到空间几何特征相近的点云聚类。由于单根管道中转角部

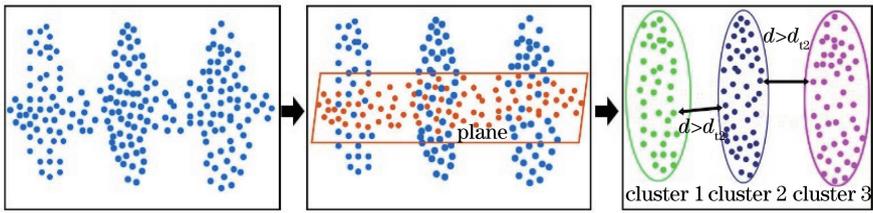


图 6 平面过滤与空间聚类示意图

Fig. 6 Schematic of plane filtering and spatial clustering

分所占整体体积的比例很小,可以通过步骤 4)拟合圆柱体得到每个聚类中圆柱体点云比例,设定阈值来判别聚类是否为圆形管道。各个空间栅格的管道数据分割算法执行完成后,可以根据空间栅格的邻接关系搜索相邻的栅格,通过分析点云数据的空间连通性来合并管道数据,如图 7 所示。

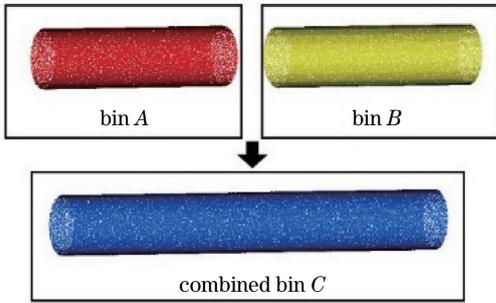


图 7 管道数据合并示意图

Fig. 7 Schematic of pipeline data merging

### 3 实验与结果分析

#### 3.1 实验数据和参数选择

使用仿真数据和某电厂现场点云数据,分别在理想情况和现实情况下验证本文算法的有效性。本

实验所使用的计算机配置为 2.9 GHz Intel Core i5 双核 CPU、内存为 4 GB,算法代码基于 PCL 开源库编写。

实验 1 使用建模软件绘制一个虚拟场景,如图 8 所示。其中包括楼板、墙板、柱子和横梁等。

将模型转化为点云数据后,如图 9 所示,初次压缩后点云的点数为 681034,平均点间距为 0.03 m。由于实验使用的是仿真数据,无需进行数据配准和去噪。依据八叉树空间划分方法将点云数据以深度  $g=1$  分为 8 个子块,使用基于法向量条件约束的 RANSAC 过滤算法,设定再次压缩的点间距阈值  $d_{12}$  为 0.1 m,数据压缩耗时 1.01 s,设定点到平面距离的阈值  $d_{11}$  为 0.01 m,法向量夹角阈值  $\theta_1$  为  $45^\circ$ ,RANSAC 算法拟合平面的执行次数  $t=6$ 。大块平面过滤后结果如图 10 所示,由图 10 可知,楼板、墙壁和一部分柱子等大区域平面已经被移除。

平面数据过滤后,设定欧氏聚类距离阈值  $d_{12}$  为 0.1 m,最小聚类点数  $E_{\min}$  为 400,对点云数据进行欧氏聚类。欧氏聚类完成后,设定曲率变化阈值  $v$  为 0.5,角度阈值  $\beta$  为  $9^\circ$ ,最小聚类点数  $R_{\min}$  为 400,对每个聚类采用基于平滑条件约束的区域增长分割

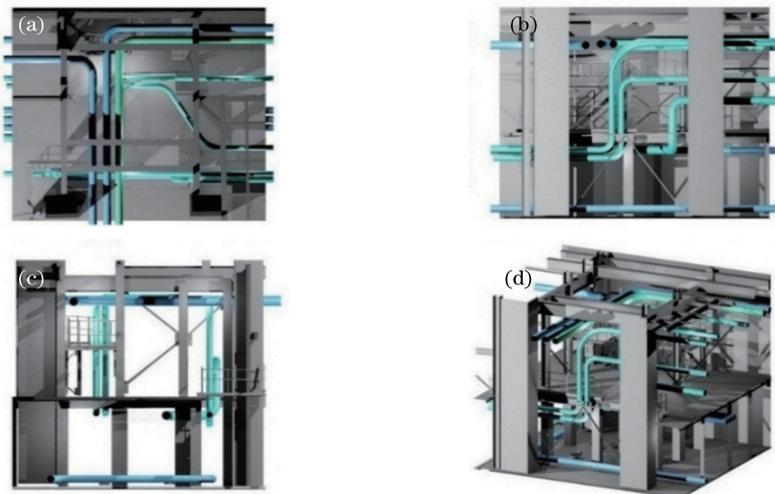


图 8 实验 1 的虚拟场景图。(a)顶视图;(b)前视图;(c)左视图;(d)东南侧视图

Fig. 8 Virtual scenes in experiment 1. (a) Top view; (b) front view; (c) left view; (d) southeast side view

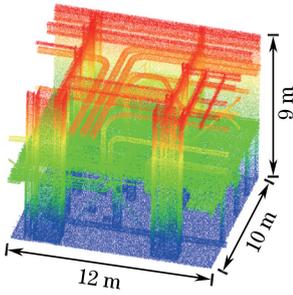


图 9 实验 1 点云数据

Fig. 9 Point cloud data in experiment 1

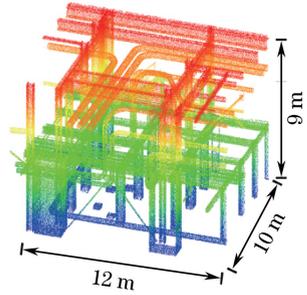


图 10 实验 1 大块平面移除后效果图

Fig. 10 Sketch after removal of large planes in experiment 1

算法。最后设定距离阈值  $d_{13}$  为 0.02 m, 平面点数比例阈值  $w_2$  为 0.25、圆柱体比例阈值  $w_3$  为 0.3, 采用 RANSAC 算法进行平面过滤和圆柱体拟合。算

法中涉及的参数如表 1 所示。采用 8 线程并行计算, 共耗时 4 s, 最终管道点云数据分割结果如图 11 所示。

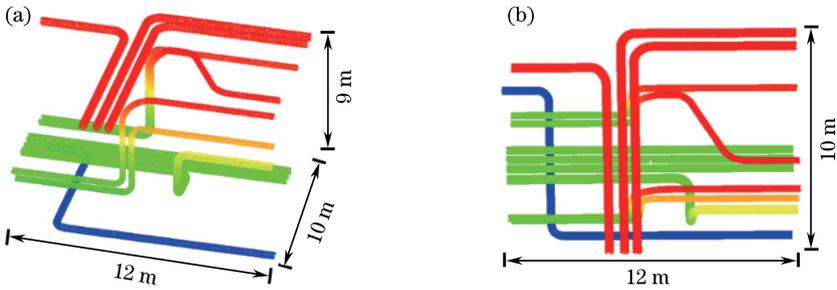


图 11 实验 1 管道数据分割结果图。(a) 东南侧视图; (b) 顶视图

Fig. 11 Segmentation results of pipeline data in experiment 1. (a) Southeast side view; (b) top view

实验 2 使用 FARO Focus 三维激光扫描仪采集某发电站内的点云数据, 数据采集共设 9 个测站, 每个测站均将扫描质量设置为 3 倍, 扫描分辨率设置为 1/8。使用 FARO SCENE 软件对所得数据进行粗配准, 各测站的位置相互关系以及 Gr01270 号测站的灰度图像如图 12 和图 13 所示。

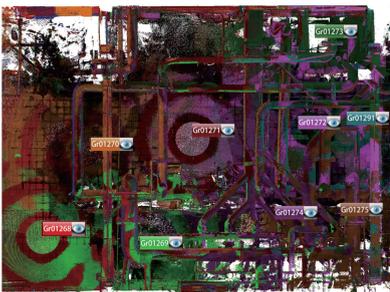


图 12 实验 2 中各测站位置相互关系

Fig. 12 Relationship among station locations in experiment 2

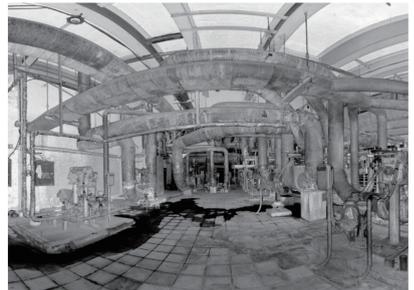


图 13 实验 2 中测站 Gr01270 灰度图像

Fig. 13 Grayscale image of station Gr01270 in experiment 2

导出点云数据进行 ICP 精确配准。配准完成后, 以 0.025 m 的空间距离对点云数据进行压缩, 压缩后点云的数量为 908150, 压缩耗时 1.25 s, 数据如图 14 所示。由图 14 可知, 场景中各类架子、楼梯和管道分布密集, 并且由于各构件之间存在遮挡, 管道数据有一定的缺失。

依据八叉树空间划分方法将点云数据以深度  $g=1$  划分为 8 个子块, 按本文算法逐步处理点云数据, 各阈值如表 1 所示。由于实际场景中地面和墙面平整度较低, 在拟合平面时距离阈值  $d_{11}$  设置得较大, 为 0.025 m。各个阶段处理后效果如图 15 和图 16 所示, 采用 8 线程并行计算, 共耗时 7 s。

实验 1 与实验 2 中, 通过多次实验对比取得阈值  $g, w_1, w_2, v, \beta$  的最优经验值。本文算法中八叉树分块的阈值选取对分割结果影响较大, 若分块过多, 部分管道数据会被视为噪声。通过实验验证, 将点云数据分为 8 个子块分别进行计算, 即八叉树深度  $g$  取值为 1, 可以避免管道点云过分割和欠分割。

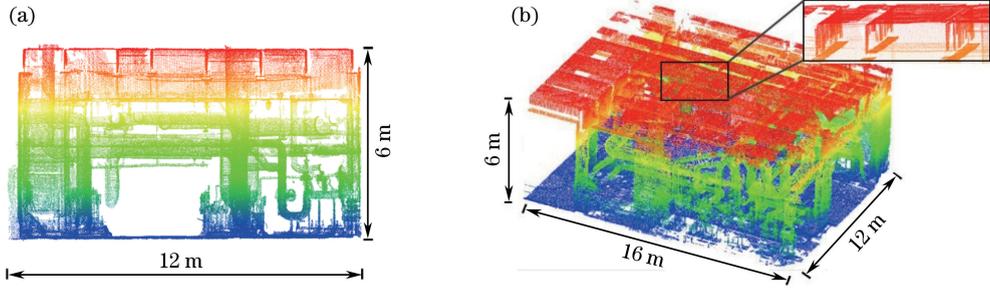


图 14 实验 2 点云配准效果图。(a)左视图;(b)东南侧视图

Fig. 14 Sketch of registered point cloud in experiment 2. (a) Left view; (b) southeast side view

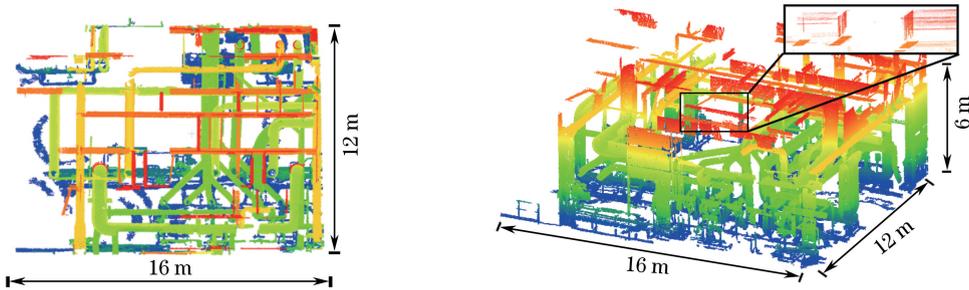


图 15 实验 2 大块平面移除后效果图。(a)顶视图;(b)东南侧视图

Fig. 15 Sketch after removal of large planes in experiment 2. (a) Top view; (b) southeast side view

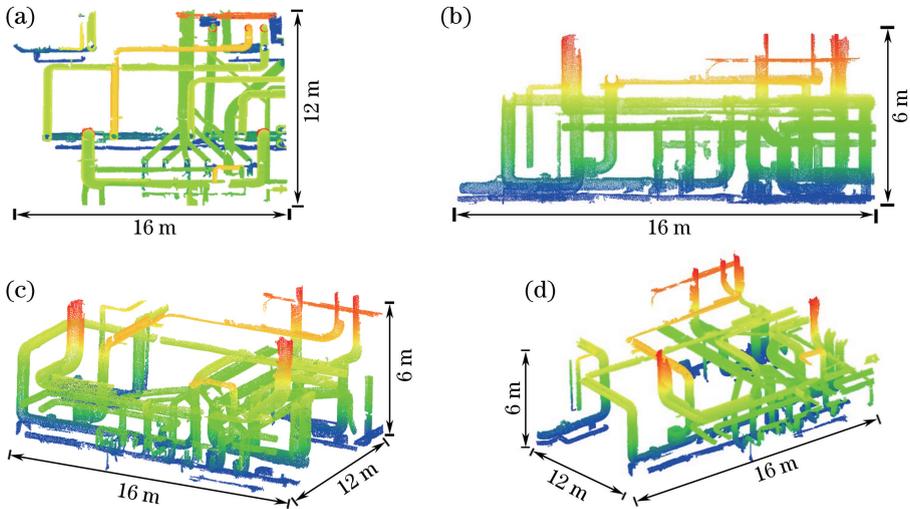


图 16 实验 2 管道数据分割结果图。(a)顶视图;(b)前视图;(c)东南侧视图;(d)西南侧视图

Fig. 16 Segmentation result of pipeline data in experiment 2. (a) Top view; (b) front view; (c) southeast side view; (d) southwest side view

表 1 本实验中所设计的参数

Table 1 Parameters designed for experiments

Parameter	$e$	$t$	$\theta_t$	$d_{t1}/m$	$w_1/\%$	$d_{t2}/m$	$E_{min}$	$v$	$\beta$	$R_{min}$	$d_{t3}/m$	$w_2/\%$	$w_3/\%$
Experiment 1	200	6	45°	0.01	3	0.1	400	0.5	9°	400	0.01	25	25
Experiment 2	200	8	45°	0.025	3	0.1	500	0.5	11°	380	0.015	47	30

### 3.2 结果分析

图 17 和图 18 为管道点云分割效果图,可以看出,本文算法可以将理想情况的管道数据完全分割

出来。在实际应用中,由于遮挡和噪声等因素的影响,点云数据缺失较为严重。而在此情况下,绝大部分管道点云数据也可以通过本文算法分割出来,且

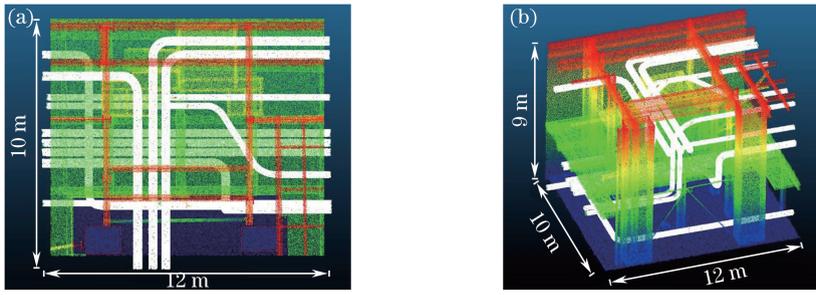


图 17 实验 1 管道数据分割效果图,其中白色区域为分割出的管道数据。(a)顶视图;(b)西南侧视图  
Fig. 17 Segmentation sketch of pipeline data in experiment 1, where segmented pipeline data are indicated in white domain. (a) Top view; (b) southwest side view

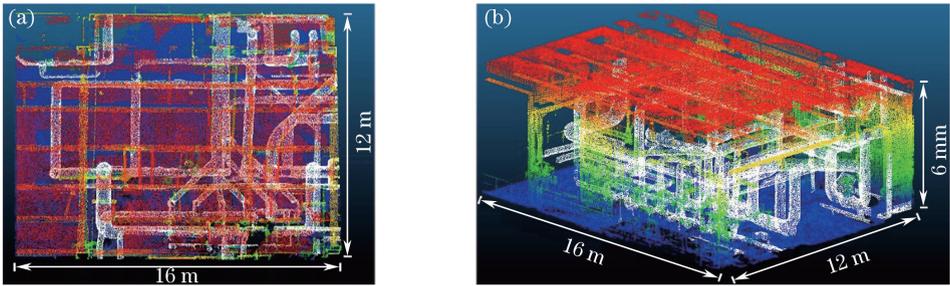


图 18 实验 2 管道数据分割效果图,其中白色区域为分割出的管道数据。(a)顶视图;(b)东南侧视图  
Fig. 18 Segmentation sketch of pipeline data in experiment 2, where segmented pipeline data are indicated in white domain. (a) Top view; (b) southeast side view

管道数据并未在分割过程中被切断,分割效果好。采用不同线程执行分割算法,本文算法的运算时间如表 2 所示。由表 2 可知,在参数相同的情况下,采用多线程并行计算大大节省了算法执行时间,提高了分割效率。

表 2 使用串行和并行分割点云运算的时间

Table 1 Runtime of sequential and parallel segmentations of point cloud

No.	Sequential runtime /s	Parallel runtime /s		
		2 workers	4 workers	8 workers
Experiment 1	12	8	6	4
Experiment 2	15	12	9	7

通过计算精确率和召回率<sup>[14-15]</sup>对实验 2 进行精度评价。精确率是指被正确分割出来的点占实际所分割点的比例。召回率是指正确分割点占应该分割

点的比例。

$$\begin{cases} Q_P = \frac{n_{TP}}{n_{TP} + n_{FP}} \times 100\% \\ Q_R = \frac{n_{TP}}{n_{TP} + n_{FN}} \times 100\% \end{cases}, \quad (3)$$

式中: $Q_P$ 为精确率; $Q_R$ 为召回率; $n_{TP}$ 为真阳性点数(即被正确分割的点数); $n_{FP}$ 为假阳性点数(即被错误分割的点数); $n_{FN}$ 为假阴性点数(即被漏分的点数)。实验 2 的分割结果如表 3 所示。实验 2 中原始的管道数量为 40,点云数量为 236370,非管道的点云数量为 671780;分割后的管道数量为 37,点云数量为 221981,非管道的点云数量为 13949。通过计算得到实验 2 的精确率为 94.1%,召回率为 93.9%,说明本文算法能够有效地分割出管道点云数据。

表 3 实验 2 分割结果分析

Table 3 Analysis of segmentation results in experiment 2

Parameter	Segmentation result	Parameter	Segmentation result
Ratio of true positive /%	92.5	Precision ratio /%	94.1
Ratio of false positive /%	5.9	Recall ratio /%	93.9
Ratio of false negative /%	7.5		

## 4 结 论

三维激光扫描仪在快速采集数据的同时带来了数据冗余的问题,而点云数据分割方法可以有效兼顾数据采集速度和数据量的问题。本文提出的密集管道点云数据自动分割算法将数据分块后进行并行计算,可以解决在复杂场景中手工分割管道效率低、准确度低的问题。在理想实验情况下,本文算法可以取得很好的效果。在实际应用中,由于发电厂内构件平整度低,管道分布非常密集,易造成遮挡、扫描仪架设不便等问题,管道数据存在不同程度的缺失,本文算法在处理  $6\text{ m} \times 12\text{ m} \times 16\text{ m}$  的点云空间数据时,4 线程并行计算仅耗时 9 s,精确率达到 90% 以上,可靠性强、分割效率高。本文算法自动化程度高,对发电厂的三维重建和改造设计工作中具有重要意义。

## 参 考 文 献

- [1] Cheng X J, Jia D F, Cheng X L. Theory and technology of processing of massive point cloud data [M]. Shanghai: Tongji University Press, 2014.  
程效军, 贾东峰, 程小龙. 海量点云数据处理理论与技术[M]. 上海: 同济大学出版社, 2014.
- [2] Cheng X J, Cheng X L, Hu M J, *et al.* Buildings detection and contour extraction by fusion of aerial images and LIDAR point cloud [J]. Chinese Journal of Lasers, 2016, 43(5): 0514002.  
程效军, 程小龙, 胡敏捷, 等. 融合航空影像和 LIDAR 点云的建筑物探测及轮廓提取 [J]. 中国激光, 2016, 43(5): 0514002.
- [3] Nguyen A, Le B. 3D point cloud segmentation: A survey [C] // RAM, 2013: 225-230.
- [4] Vosselman G, Gorte B G H, Sithole G, *et al.* Recognising structure in laser scanner point clouds [J]. International Archives of Photogrammetry Remote Sensing & Spatial Information Sciences, 2004, 46(8): 33-38.
- [5] Chaperon T, Goulette F. Extracting cylinders in full 3D data using a random sampling method and the Gaussian image [C] // Vision Modeling and Visualization Conference, 2001.
- [6] Rabbani T, van den Heuvel F, Vosselman G. Segmentation of point clouds using smoothness constraint [C] // International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences, 2006, 36(5): 248-253.
- [7] Su Y T, Bethel J, Hu S W. Octree-based segmentation for terrestrial LiDAR point cloud data in industrial applications [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2016, 113: 59-74.
- [8] Kawashima K, Kanai S, Date H. As-built modeling of piping system from terrestrial laser-scanned point clouds using normal-based region growing [J]. Journal of Computational Design & Engineering, 2014, 1(1): 13-26.
- [9] Son H, Kim C. Fully automated as-built 3D pipeline segmentation based on curvature computation from laser-scanned data [J]. American Society of Civil Engineers, 2013: 765-772.
- [10] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with application to image analysis and automated cartography [J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.
- [11] Rusu R B. Semantic 3D object maps for everyday manipulation in human living environments [J]. KI - Künstliche Intelligenz, 2010, 24(4): 345-348.
- [12] Besl P J, McKay N D. Method for registration of 3-D shapes [C] // Sensor Fusion IV: Control Paradigms and Data Structures, 1992, 1611: 586-607.
- [13] Rusu R B, Marton Z C, Blodow N, *et al.* Towards 3D point cloud based object maps for household environments [J]. Robotics & Autonomous Systems, 2008, 56(11): 927-941.
- [14] Yang B S, Dong Z, Liu Y, *et al.* Computing multiple aggregation levels and contextual features for road facilities recognition using mobile laser scanning data [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2017, 126: 180-194.
- [15] Yang Z X, Cheng X J, Li Q, *et al.* Segmentation of point cloud in tank of plane bulkhead type [J]. Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(10): 1010006.  
杨泽鑫, 程效军, 李泉, 等. 平面舱壁类型的船舱点云分割方法 [J]. 中国激光, 2017, 44(10): 1010006.