

DOI: 10.16300/j.cnki.1000-3630.23122601 CSTR: 32055.14.sxjs.1000-3630.23122601

引用格式: 陈志强, 何泽冉, 汪洋, 等. 基于区域生长的三维声呐目标点云分割方法[J]. 声学技术, 2025, 44(4): 506-514. [CHEN Zhiqiang, HE Zeran, WANG Yang, et al. A 3D sonar point cloud segmentation method based on region growing[J]. Technical Acoustics, 2025, 44(4): 506-514.]

# 基于区域生长的三维声呐目标点云分割方法

陈志强<sup>1,4</sup>, 何泽冉<sup>1,2</sup>, 汪 洋<sup>1,3</sup>, 陈德山<sup>1,3</sup>, 吴 兵<sup>1,3</sup>

(1. 国家水运安全工程技术研究中心, 湖北武汉 430063; 2. 中国铁建重工集团股份有限公司, 湖南长沙 410125;  
3. 武汉理工大学智能交通系统研究中心, 湖北武汉 430063; 4. 长江水上交通监测与应急处置中心, 湖北武汉 430014)

**摘要:** 从水下环境扫描得到的声呐点云数据中分割出目标的点云数据, 是开展水下目标识别及重建的关键步骤。为了更准确地从水下三维点云数据中实现对目标点云数据的分割, 对传统的区域生长分割算法进行了改进。在对点云数据进行预处理的过程中, 通过直通滤波、统计滤波和半径滤波去除无效点和离群点噪声, 并采用体素下采样方法精简点云数据。在此基础上使用密度聚类算法对点云进行粗分割, 对点云数量超过设定阈值的区域实施聚类。进一步地使用角准则算法确定边界点, 以此作为选取区域生长种子点的主要依据, 从而改善传统区域生长算法存在的过分割或欠分割现象, 实现更精确的目标点云分割。分别使用欧氏聚类、单密度聚类这两种传统点云分割算法与所提方法进行对比实验。通过一组某实验水池中的实测点云数据进行验证, 结果表明, 所提算法的分割精度、召回率和  $F_1$  值分别为 98.60%、83.50%、90.80%, 显示所提方法的分割效果优于前述两种传统算法, 对三维声呐采集的水下环境点云数据具有较好的分割效果。

**关键词:** 水下环境; 三维点云; 点云处理; 点云分割; 密度聚类; 区域生长

中图分类号: U666.7

文献标志码: A

文章编号: 1000-3630(2025)-04-0506-09

## A 3D sonar point cloud segmentation method based on region growing

CHEN Zhiqiang<sup>1,4</sup>, HE Zeran<sup>1,2</sup>, WANG Yang<sup>1,3</sup>, CHEN Deshan<sup>1,3</sup>, WU Bing<sup>1,3</sup>

(1. National Engineering Research Center for Water Transport Safety, Wuhan 430063, Hubei, China; 2. China Railway Construction Heavy Industry Corporation Limited, Changsha 410125, Hunan, China; 3. Intelligent Transportation Systems Research Center, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, Hubei, China; 4. Yangtze River Waterway Transportation Monitoring and Emergency Center, Wuhan 430014, Hubei, China)

**Abstract:** Segmenting the point cloud of an object from the point cloud data of underwater environment is a key step in underwater target recognition and reconstruction. In order to segment the point cloud of the object from the underwater 3D point cloud data more accurately, the traditional region growing 3D point cloud segmentation algorithm is improved. In the procedure of preprocessing the point cloud data, noise data such as invalid points and outlier points are removed by straight-through filtering, statistical filtering and radius filtering, and next the point cloud data is simplified by using voxel down-sampling, afterwards the point cloud is roughly segmented by using a density-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN) clustering algorithm, thus the area where the number of point cloud points exceeds a set threshold are clustered, and the boundary points are further determined by using an angle criterion algorithm as the main basis for selecting regional growth seed points. In this way, the over-segmentation or under-segmentation that are usually the side effects of the traditional region growing algorithm are alleviated, so as to achieve more accurate segmentation of the point cloud. Two typical segmentation algorithms, namely the Euclidean clustering and single DBSCAN, are used to compare with the proposed method. Through a set of experiments conducted on the measured data in an experimental pool, the segmentation accuracy, recall and  $F_1$  value of point cloud data are 98.6%, 83.5% and 90.8%, respectively, which show significant improvements compared with the traditional region growing algorithm, and the results also show that the proposed method manifests higher accuracy in contrast with the other two algorithms. The method proposed in this paper demonstrates good performance for the underwater environment point cloud data surveyed by 3D sonar.

**Key words:** underwater environment; 3D point cloud; point cloud processing; point cloud segmentation; density clustering; regional growth

收稿日期: 2023-12-26; 修回日期: 2024-04-13

基金项目: 湖北省自然科学基金项目 (2021CFB324)、湖北省重点研发计划项目 (2023BCB123)、国家自然科学基金项目 (52372320)

作者简介: 陈志强 (1977—), 男, 湖北武汉人, 工程师, 研究方向为船舶事故应急处置。

通信作者: 汪洋, E-mail: wangyang.itsc@whut.edu.cn

## 0 引言

使用声呐探测水下环境，以此获取水下目标物或水下空间的几何、位置特征，是进行水下施工作业中不可缺少的数据感知手段。根据扫测方式和成像结果，声呐可分为二维声呐和三维声呐。二维声呐主要通过单平面扫测，可反映水下目标的空间形态特征。三维声呐通过旋转扫测，可以提供对水下目标的外形、位姿的更多细节信息和更清晰的轮廓识别度<sup>[1-3]</sup>。目前，三维声呐探测技术被越来越广泛地应用在水下救援、水下勘探等工程实践中。

水下工程中，常需要对水下目标进行识别和三维模型重建，而提取水下目标的外形特征是其中的关键步骤。通过三维声呐扫描可得到水下环境点云数据<sup>[4]</sup>，识别水下目标的核心计算任务即从水下三维点云数据中分割出水下物体。点云分割是指将整体的离散三维点云集合分割为若干子集，并使这些子集内的三维点含有相似的属性特征<sup>[5]</sup>。三维声呐设备在水中工作时发射声波脉冲，通过接收回波信号来分析水下目标的信息。然而，声波在水中传播时会受到干扰，例如特定水下环境中环境噪声、水流中产生的流噪声和水中各种颗粒物<sup>[6]</sup>，导致声呐点云数据中的噪点比例明显高出陆上目标的点云数据（如激光点云）。如何较为准确地从三维点云数据中分割出物体，一直是该领域研究的难点。而以三维声呐点云数据为对象开展上述工作，则面临更多的技术挑战。

目前常用的点云分割方法包括基于特征聚类的方法<sup>[7]</sup>、基于模型拟合的方法<sup>[8]</sup>、基于区域生长（region growing, RG）的方法<sup>[9-10]</sup>。曹桂萍等提出了一种基于密度聚类的分割算法，该算法可以较准确地分割出地铁隧道表面物体<sup>[11]</sup>。Paiva 等将区域生长算法与分水岭算法相结合<sup>[12]</sup>，实现了对 RGB 点云建筑模型较为准确的分割。张佳颖等使用基于深度学习的分割方法，达到了较好的分割效果，但该方法需要大量的数据进行学习<sup>[13]</sup>。Wu 等提出了一种多尺度张量投票方法用以确定区域生长的适当种子点，该方法能更精确的分割平面且对噪声的点云具有更好的鲁棒性<sup>[14]</sup>。

现有点云分割研究多集中于陆上场景中的点云分割，针对水下场景中的点云研究较为缺乏。由于水下三维点云在扫描帧率、折射失真、反射强度等方面均与空气中的三维点云数据（典型的如激光点云）存在较大差别，因此本文围绕水下三维声呐点云研究其点云分割方法，增进现有三维点云目标分

割算法对水下声呐数据的适应性。

## 1 点云数据预处理

### 1.1 点云数据去噪

由于水下环境对点云数据采集的影响，通过三维声呐获取的水下点云数据存在大量噪点。大量的噪点会影响对后续点云的分割效果，因此在对点云进行分割前需要对点云进行滤波去噪处理<sup>[15]</sup>。

首先使用直通滤波算法滤除超过分割范围的无效点，其原理是通过设置参数来设定范围，从而在三维空间中剔除范围外的点<sup>[16]</sup>。然后针对远离主体的噪点，使用统计滤波方法对其进行去除。其原理是给定点云集合  $Q = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ ，计算出每个点  $p_i$  到邻近的  $k$  个点的平均值  $d_i$ ，得到一组距离值  $\{d_1, d_2, \dots, d_n\}$ ，对其进行分析计算得到均值  $\mu$  和标准差  $\sigma$ ：

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i \quad (1)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (d_i - \mu)^2} \quad (2)$$

根据均值  $\mu$  和标准差  $\sigma$  得到基于高斯分布的阈值范围  $[\mu - \sigma \cdot N_{std}, \mu + \sigma \cdot N_{std}]$ ，其中  $N_{std}$  是标准差倍数，根据不同的点云数据选取适合的值，保留平均距离在该范围的点。该算法可以有效剔除离主体较远的离群点。

针对离主体点云较近的噪点，采用半径滤波进行去除。半径滤波同样有两个参数，半径  $r$  与点数阈值  $M$ ，其原理是计算每个点的半径  $r$  范围内的邻域点数量  $m$ ，若  $m < M$ ，则记该点为离群点，若  $m \geq M$ ，则保留此点。

### 1.2 点云数据精简

通过三维声呐获取的点云数据存在过多过密的现象。而点云数据过多过密会影响点云分割的速度，因此要对采集的点云数据进行合理精简，从而提高后续对点云数据处理速度。

使用体素栅格的方法对点云数据进行下采样处理，该方法的原理是通过设置的体素边长及输入的点云数据创建一个三维体素栅格，将点云中点划分到三维体素栅格中，然后在每个体素内，用体素中所有点的质心来代替体素中的所有点，这样该体素内的所有点就用一个质心点表示。该方法不仅可以精简点云、均匀点云密度，而且可以较好地保留点云形状特征。同时，选择合适的体素尺寸也可以较好地保留点云的密度信息。

## 2 点云分割

为了对点云数据建立拓扑关系,提高研究对象三维空间范围内点素的搜索效率和分割速度,本文采用 k-dTree 对点云数据建立拓扑关系<sup>[17]</sup>,以下将目标点云中特定点在三维空间一定范围内的点素称为邻域点。由于水下环境的影响,相较于陆地上的激光扫测采集点云,通过三维声呐扫测采集的水下点云数据会因水中的杂质、波浪等包含很多难以通过点云预处理去除的噪点。同时传统 RG 算法针对此类点云的分割效果不甚理想,而密度聚类 (density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN) 算法在分割包含噪点的点云数据时具有较好的鲁棒性。因此,本文对传统 RG 算法进行改进并与 DBSCAN 算法结合,从而达到更好的分割效果。

为此,采用 DBSCAN 算法对点云进行粗分割,并对粗分割后的聚类进行统计。设定最小聚类点云数量  $M_1$  以及细分割点云数量阈值  $M_2$ ,  $M_1 < M_2$ 。对于点云数量  $m < M_1$  的聚类,视为噪点去除,而对于点云数量  $m > M_2$  的聚类,进一步使用改进 RG 算法进行细致分割。分割算法基本流程如图 1 所示。

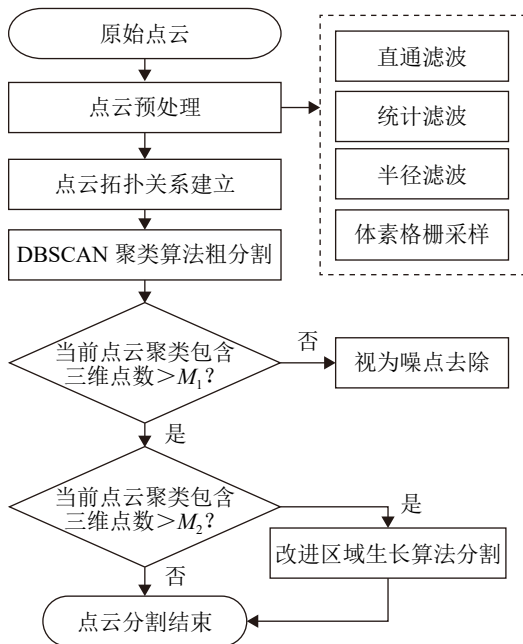


图 1 本文算法基本流程图

Fig.1 The basic flow chart of the algorithm in this paper

### 2.1 DBSCAN 粗分割

DBSCAN 算法是一种基于密度的聚类算法<sup>[18]</sup>,该算法聚类时无需事先确定聚类的数目,且能够在

空间数据中发现任意形状的聚类,特别地该算法针对噪点具有较好的稳定性,同时具有较好的抗噪性。因此,本文使用 DBSCAN 算法对预处理后的点云进行粗分割,算法原理如下:

对于给定点云数据集  $D=\{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ , 有关定义如下:

(1)  $\varepsilon$  邻域<sup>[18]</sup>: 对  $p_i \in D$ , 其  $\varepsilon$  邻域包含样本集  $D$  中与点  $p_i$  的距离不大于  $\varepsilon$  的点, 即:

$$N_\varepsilon(p_i) = \{p_j \in D | L(p_i, p_j) \leq \varepsilon\} \quad (3)$$

(2) 核心点: 若  $p_i$  的  $\varepsilon$  邻域至少包含  $\text{MinPts}$  个点 ( $\text{MinPts}$  是算法的预设常量), 即  $|N_\varepsilon(p_i)| \geq \text{MinPts}$ , 则称  $p_i$  为核心点;

(3) 密度直达: 若点  $p_j$  位于点  $p_i$  的  $\varepsilon$  邻域内, 且点  $p_i$  是核心点, 则称点  $p_j$  从点  $p_i$  密度直达;

(4) 密度可达: 如果存在一个对象链  $p_1, p_2, \dots, p_n$ , 其中  $p_1 = p_i$ ,  $p_n = p_j$  且  $p_{i+1}$  由点  $p_i$  密度直达, 则称点  $p_j$  从点  $p_i$  密度可达;

(5) 密度相连: 对于点  $p_i$  和点  $p_j$ , 若存在点  $p_k \in D$  使得点  $p_i$  和点  $p_j$  均从点  $p_k$  密度可达, 则称点  $p_i$  和点  $p_j$  密度相连。

图 2 显示了 DBSCAN 算法的示意图, 计算步骤如下:

(1) 对于所有点计算出其  $\varepsilon$  邻域, 并设定  $\text{MinPts}$  为 5, 筛选出所有核心点即红色点, 黑色点为非核心点;

(2) 随机选出一个核心点  $p$  加入集合  $Q$ , 根据非空  $Q$  集合中的点  $p$  计算出所有密度直达点, 并判断密度直达点是否是核心点, 如果不是则将此点视为边界点, 如果是则将该点加入集合  $Q$ , 判断完毕取出点  $p$ , 直到集合  $Q$  为空, 在此过程中所有密度相连的点组成了一个聚类;

(3) 循环执行步骤 (2), 直到初始点云集为空, 则 DBSCAN 聚类结束, 其中密度达不到的点视为噪声点并去除。

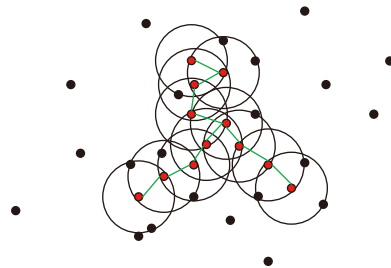


图 2 DBSCAN 算法示意图

Fig.2 Schematic diagram of DBSCAN algorithm

### 2.2 改进区域生长细致分割

RG 算法由 Zucker 于 1976 年首次提出<sup>[19]</sup>, 早期应用于二维图像的处理, 而后将 RG 算法应用于

三维点云分割。目前由于其分割细致且高效已被广泛用于点云数据的分割<sup>[20]</sup>。本文对传统 RG 算法进行改进，并对粗分割后的点云聚类进一步细致分割。RG 算法选择某个点作为生长的初始种子点，并通过生长准则判断其邻域点与其是否属于同一聚类，若是则纳入同一聚类并继续向外生长，直到找出所有满足生长准则的近邻点，最终生长出完整聚类。因此，对于 RG 算法有两个比较重要的问题需要考虑：如何选择初始种子点和如何设置合适的生长准则。为此，针对以上两个问题对传统 RG 算法做出以下改进：

#### (1) 初始种子选择

传统 RG 算法中采用随机法获取初始种子点，但是基于此法进行区域生长容易出现分割不稳定的情况<sup>[20]</sup>。本文通过计算点云中各点的曲率并排序，并将曲率最小点设为种子点，曲率最小点位于点云最平坦处，因此，从点云最平坦处开始生长可以减少分割的区域总数，提高分割的稳定性。

#### (2) 生长准则的设置

对于 RG 算法，针对不同的场景使用合适的生长准则会极大地影响点云分割结果，针对本文需要处理的三维声呐水下点云数据，设定的生长准则为

①水平距离与欧氏距离：对于种子点  $p_i(x_1, y_1, z_1)$  和邻域点  $p_j(x_2, y_2, z_2)$ ，水平距离  $L_s$  的计算公式为

$$L_s = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (4)$$

在三维扫描声呐垂直面进行扫描时，同一垂直面的不同物体间的水平距离差异较大，因此将水平距离设定为其中一个生长准则。点  $p_i$  与点  $p_j$  的欧氏距离  $L_d$  为

$$L_d = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2} \quad (5)$$

在三维空间中，同一物体的点云大多是连续的，因此种子点和邻域点的欧氏距离是判断两点是否是同一物体点云的准则之一。当水平距离  $L_s$  小于设定阈值  $d_1$ ，欧氏距离  $L_d$  小于设定阈值  $d_2$  时，才可以将该邻域点  $p_j$  加入当前分割块。

②法线向量夹角：法线向量夹角是前种子点  $p_i$  和邻域点  $p_j$  的法线向量夹角，是 RG 算法中常用的生长准则。采用主成分分析计算点云法向量，拟合平面的方程定义为

$$ax + by + cz + d = 0 \quad (6)$$

其中： $a$ 、 $b$ 、 $c$  是平面参数； $d$  是原点到平面的距离。针对点云集合  $S$  中任意一点  $p_i(x_i, y_i, z_i)$ ，通过 k-dTree 查找  $p_i$  最邻近的  $k$  个点，计算协方差矩阵  $A$  为

$$\begin{cases} A = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (p_i - \bar{p})(p_i - \bar{p})^T \\ \bar{p} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k p_i \end{cases} \quad (7)$$

使用奇异值分解计算矩阵  $A$  的特征值和特征向量，特征值为  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ ， $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$ ，各个特征值对应的特征向量为  $\xi_1, \xi_2, \xi_3$ 。其中最小的特征值  $\lambda_3$  对应的特征向量  $\xi_3$  为  $p_i$  的法向量，拟合平面的参数  $a$ 、 $b$ 、 $c$  的取值为特征向量  $\xi_3$  的各个分量，参数  $d$  的计算公式

$$\begin{cases} d = -(a\bar{x} + b\bar{y} + c\bar{z}) \\ \bar{x} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k x_i \\ \bar{y} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k y_i \\ \bar{z} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k z_i \end{cases} \quad (8)$$

求得种子点  $p_i$  和邻域点  $p_j$  的法向量为  $n_i$ 、 $n_j$ ，法向量夹角  $\theta$  为

$$\theta = \arccos |n_i^T n_j| \quad (9)$$

当  $\theta$  小于设定阈值  $\theta_{th}$  时，才可以将该邻域点  $p_j$  加入当前分割块。

③曲率：曲率是 RG 算法中种子点判别条件。与法线计算相同，曲率  $C$  计算同样通过构建邻域点集的协方差矩阵并计算其特征值  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ ， $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$ ， $C$  的计算公式为

$$C = \frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3} \quad (10)$$

只有当邻域点曲率小于设定曲率阈值  $C_{th}$  时，这一邻域点才可以作为新的种子点。

④边缘点判别：本文的目标是将点云分割为单物体点云，而传统的 RG 分割算法因无法确定物体边界会存在过分割和欠分割的问题。因此，找寻到物体的边缘点会是解决这个问题的一种途径。本文采用角准则 (angle criterion, AC) 算法判别出点云数据中的边缘点，只有当邻域点不是边缘点时，该邻域点才可以作为新的种子点。

AC 算法判别边缘点流程如下：

(1) 针对点云集合  $S$  中任意一点  $p_i(x_i, y_i, z_i)$ ，通过式 (7) 构建点  $p_i$  邻域点集的协方差矩阵，并计算出矩阵的特征值和特征向量，其中最小的特征值  $\lambda_3$  对应的特征向量  $\xi_3$ ，根据该特征向量  $\xi_3$  和点  $p_i$  计算出切平面的方程，平面方程定义见式 (6)，其中参数  $a$ 、 $b$ 、 $c$  的取值为特征向量  $\xi_3$  的各个分量， $d$  为

$$d = -(ax_i + by_i + cz_i) \quad (11)$$

(2) 将点  $p_i$  的全部邻域点  $q_j(x_j, y_j, z_j)$ ,  $1 \leq j \leq n_i$  分别向切平面投影, 投影的近邻点通过式 (12) 得出:

$$\begin{cases} ax + by + cz + d = 0 \\ \frac{x - x_j}{a} = \frac{y - y_j}{b} = \frac{z - z_j}{c} \end{cases} \quad (12)$$

(3) 将投影后的近邻点以  $p_i$  点为角点, 按照顺时针, 两两与  $p_i$  点连接形成一系列夹角  $\theta$ ,  $\theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{n_i}\}$ , 其中  $n_i$  为点  $p_i$  邻域中点的个数;

(4) 找到  $\theta$  中的最大夹角  $\theta_{\max}$ ,  $\theta_{\max} = \max(\theta)$ ;

(5) 设定角度阈值  $\theta_d$ , 当  $\theta_{\max} > \theta_d$  时, 判定该点为边缘点。

角准则算法示意图如图 3 所示。改进区域生长算法流程图如图 4 所示。

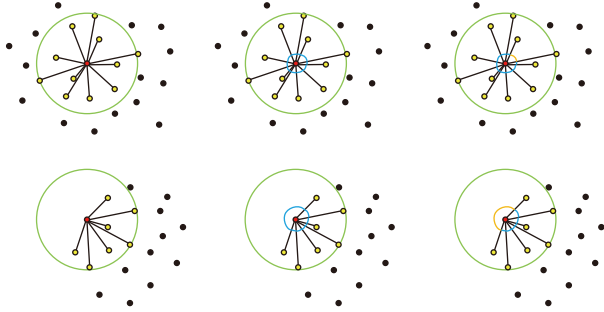


图 3 角准则算法示意图

Fig.3 Schematic diagram of the angular criterion algorithm

### 3 实验结果分析

算法实验研究硬件环境为 AMD Ryzen 7-4800H 处理器, NVIDIA GeForce GTX 1650Ti 显卡, 计算机操作系统为 Windows11 系统, 基于 Visual Studio 2015, PCL 1.8.1 点云库进行分割实验。

#### 3.1 点云数据和评价指标

点云数据使用水下航行器搭载三维扫描声呐系统在实验水池中采集, 实验水池及设备如图 5 所示, 三维扫描声呐系统型号 BV5000。该系统的扫描区间分为垂直面和水平面, 在垂直面系统会发射 256 个波束, 每个波束之间的角度间隔为  $0.18^\circ$ , 范围为扇形区域。完成垂直面扫描后, 通过云台水平转动, 实现  $360^\circ$  扫描, 完成对三维空间的扫描与构建。BV5000 的波束频率为 1.35 MHz, 探测空间的范围为 30 m, 点云图的精度最高可达 1.20 cm。

搭载水下三维声呐的无人遥控潜水器上配置有超短基线定位系统, 包括换能器和信标, 用于水下定位和测向。此外, 无人遥控潜水器内置有罗经、

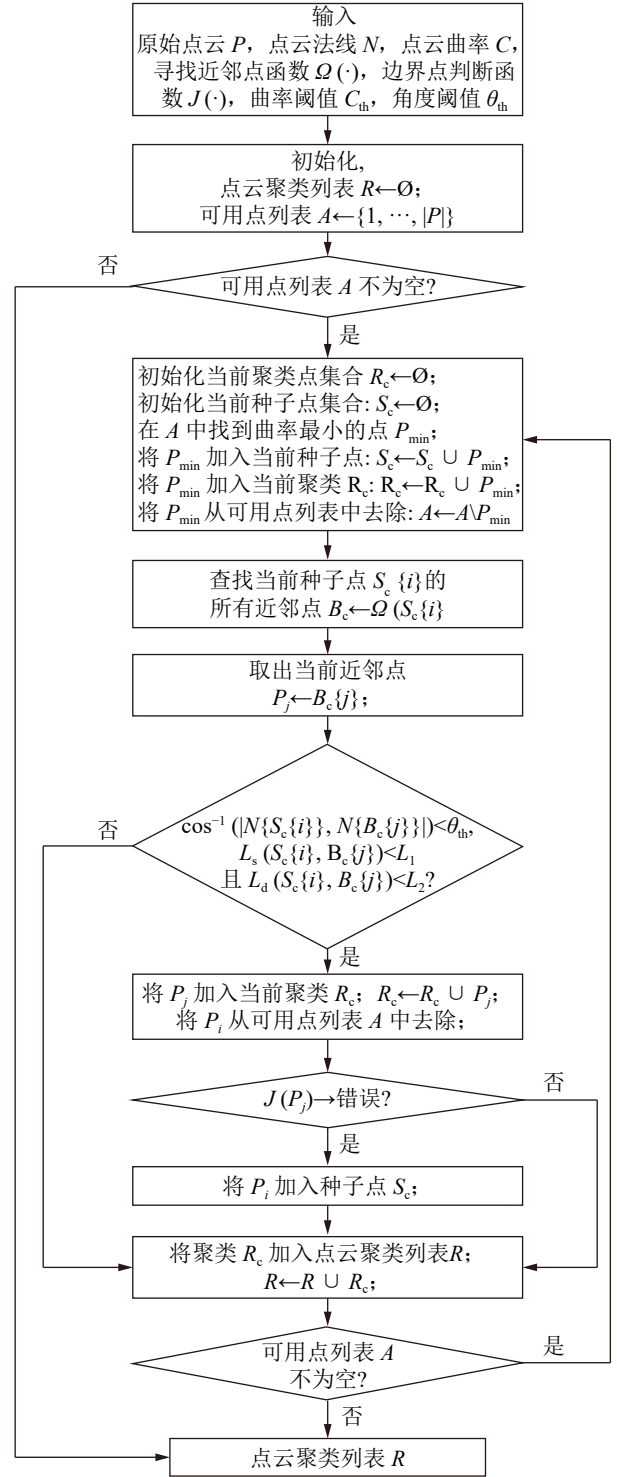


图 4 改进区域生长算法流程图

Fig.4 Flow chart for the improved region growing algorithm

深度传感器。通过这些设备可以获取水下三维声呐扫描时水下航行器坐底的位姿信息, 由此可确定水下三维声呐正北方位的实际朝向及世界坐标。基于该坐标和水下三维声呐的  $0^\circ$  (正北) 朝向, 可进一步确定当前扫描水下场景点云的局部坐标系, 进而实现点云数据从局部到世界坐标的转换。

本文为了反映点云分割算法的效果, 引入精准

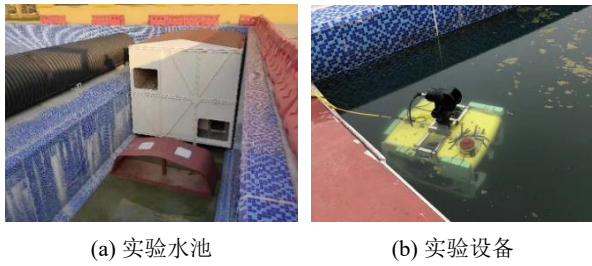


图5 实验水池及设备  
Fig.5 Pictures of experimental pool and equipment

度 (precision)、召回率 (recall) 和  $F_1$  值作为点云分割质量的评价指标<sup>[21]</sup>, 计算方法如式 (13)~(15) 所示:

$$\text{precision} = \text{TP}/(\text{TP} + \text{FP}) \quad (13)$$

$$\text{recall} = \text{TP}/(\text{TP} + \text{FN}) \quad (14)$$

$$F_1 = \frac{2 \times \text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \quad (15)$$

式中: 假设一个点云实例  $A$ , TP 表示一个点存在于实例  $A$  中并分割为实例  $A$ ; FP 表示一个点实例  $A$  中不存在但分割为实例  $A$ ; FN 表示一个点存在于实例  $A$  但没有分割为实例  $A$ 。因此, 精准率衡量预测为正例的样本中实际为正例的比例, 召回率衡量的是实际为正例的样本中被正确预测为正例的比例。同时使用 Cloud Compare 软件对三维声呐点云进行手动分割, 作为分割的真实值。

### 3.2 点云预处理结果

先通过直通滤波去除超出实验水池范围的无效点, 接着使用统计滤波和半径滤波组合的方法对点云进行去噪, 最后再通过体素栅格的方法对去噪后的点云数据进行精简。

初始点云数据包含 1077523 个点, 经过直通滤波去除掉超过实验水池范围的点后剩余 1038934 个点, 再通过统计滤波去除远离主体的噪点后剩余 1032855 个点, 最后使用半径滤波去除离主体点云较近的噪点, 剩余点云数据的点数为 1012188。点云去噪如图 6 所示。

在点云数据精简过程中, 本文将下采样所用的体素栅格的体素边长设置为 4.00 cm。下采样前点云数据包含 1012188 个点, 下采样后点云数据精简至 112400 个点, 精简了 88.90%。

### 3.3 点云分割结果

在点云分割过程中, 本文先通过 DBSCAN 算法对预处理后的点云数据进行粗分割, 再对粗分割后的点云聚类进行区域生长细致分割, 影响分割效果的主要参数有: 粗分割中聚类的噪点阈值  $M_1$  和二次分割阈值  $M_2$ , 区域生长分割过程中水平距离阈值  $d_1$ 、欧氏距离阈值  $d_2$  及法线夹角阈值  $\theta_{th}$ 。通过

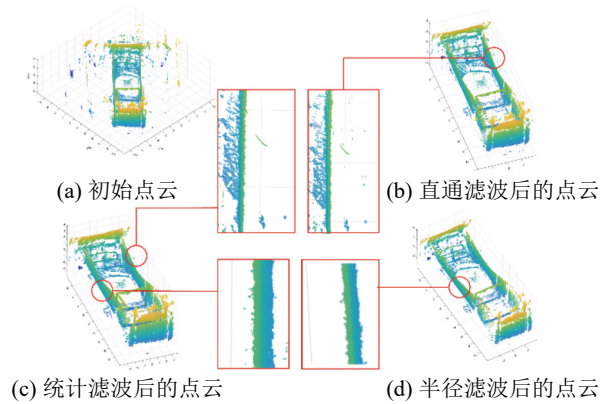


图6 点云数据去噪结果  
Fig.6 Results of data denoising for point cloud

多次分割实验, 比较不同参数的分割结果, 根据最优分割结果确定参数, 取粗分割噪点阈值  $M_1=50$ , 二次分割阈值  $M_2=500$ , 区域生长分割水平距离阈值  $d_1=0.07$  m, 欧氏距离阈值  $d_2=0.10$  m, 法线夹角阈值  $\theta_{th}=25^\circ$ 。

水池环境点云数据中主要包含如下 5 个物体: 钢铁框架、假人模型、1 号切割板界面、2 号切割板界面及模型船舱舱壁, 针对水池环境点云数据进行分割实验, 并对实验结果进行分析。为了评价水池环境点云数据的分割结果, 分别计算 5 个物体的分割精准度、召回率及  $F_1$  值, 并将以上 5 个物体视为一个整体, 求出整体的分割精准度、召回率及  $F_1$  值。分割结果如图 7 所示。

由图 7 可知, 水池环境点云被分割为多个聚

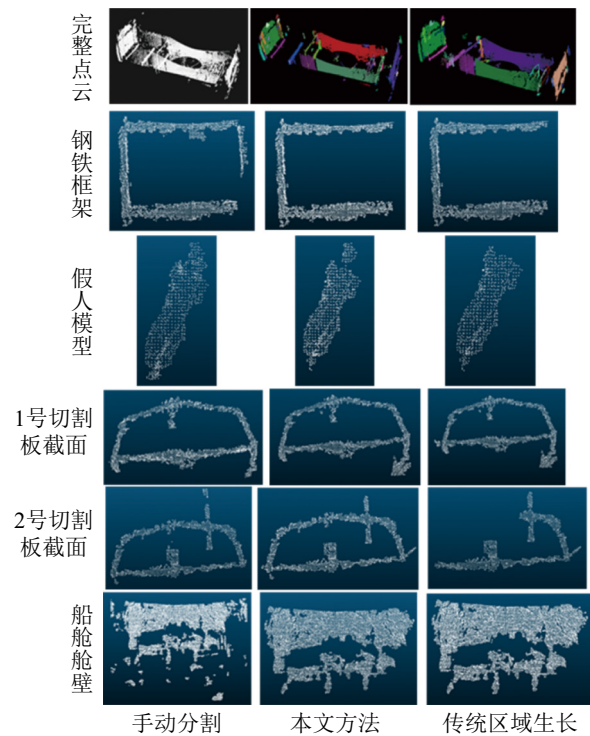


图7 点云分割结果  
Fig.7 Results of the point cloud segmentation

类，不同聚类通过不同的颜色加以区分，针对水池中的 5 个主要物体，过分割与欠分割现象不明显，因此本文方法可较为准确地分割。特别是假人模型，由于其头部和身体的几何特征具有一定差异，容易产生欠分割现象，而本文方法能够较为完整地分割出整个假人模型。最终，钢铁框架、假人模型、1 号切割板界面、2 号切割板界面、模型船舱舱壁及总体的分割精准度分别为：99.90%、99.50%、90.50%、98.20%、100.00%、98.60%，召回率分别为：82.80%、83.50%、89.40%、96.30%、80.20%、83.30%， $F_1$  值分别为 90.60%、90.80%、89.90%、97.20%、89.00%、90.30%。结果表明本文方法能够有效地将水下物体从三维声呐点云中分割出来。

3.4 与传统区域生长算法对比实验

为了验证本文方法的分割效果相较于传统 RG 算法是否有提升，设计了对照实验，将本文方法与传统 RG 算法进行对比。

从图 7 中可知，传统 RG 算法在分割假人模型和 2 号切割板截面时出现较为严重的欠分割问题。

传统 RG 算法分割的效果较差，原因如下：一方面其通过随机法获取初始种子点，使得分割结果不稳定，当初始种子点位于不平坦处，容易产生欠分割现象；另一方面，其仅靠平滑阈值作为分割的依据，未能明确物体的边界，所以无法较为完整、准确地将水下物体分割出来。相较于传统 RG 算法，本文方法能够较好地完成分割任务，其原因在于本文方法通过 AC 算法确定了边缘点并将其作为生长准则，使得生长的范围得到了约束；同时，通过 DBSCAN 算法粗分割去除了点云预处理中难以滤除的噪点，为后续区域生长的细致分割打下了更好的基础。

表 1 列出了评价本文方法和传统 RG 算法分割效果的量化指标。从表 1 可以看出，针对水池环境中 5 个物体的分割任务，本文方法的精准度、召回率和  $F_1$  值均高于传统区域生长算法；从总体的量化指标来看，本文方法的精确度、召回率和  $F_1$  值分别高于传统 RG 算法 0.30 个百分点、5.50 个百分点、3.40 个百分点。说明本文方法的分割效果相较于传统区域生长算法有明显的提升。

表 1 本文方法与传统区域生长算法对不同目标的分割指标对比  
Table 1 Comparison of segmentation indicators between the proposed method and the traditional region growing method for different targets

| 算法         | 精准度/%    |          |          |          |          |       | 召回率/%    |          |          |          |          |       | $F_1$ 值  |          |          |          |          |       |
|------------|----------|----------|----------|----------|----------|-------|----------|----------|----------|----------|----------|-------|----------|----------|----------|----------|----------|-------|
|            | 钢铁<br>框架 | 假人<br>模型 | 1号<br>截面 | 2号<br>截面 | 船舱<br>舱壁 | 总体    | 钢铁<br>框架 | 假人<br>模型 | 1号<br>截面 | 2号<br>截面 | 船舱<br>舱壁 | 总体    | 钢铁<br>框架 | 假人<br>模型 | 1号<br>截面 | 2号<br>截面 | 船舱<br>舱壁 | 总体    |
| 本文方法       | 99.90    | 99.50    | 90.50    | 98.20    | 100.00   | 98.60 | 82.80    | 83.50    | 89.40    | 96.30    | 80.20    | 83.30 | 90.60    | 90.80    | 89.90    | 97.20    | 89.00    | 90.30 |
| 传统区域<br>生长 | 99.80    | 99.50    | 88.60    | 98.10    | 100.00   | 98.30 | 81.00    | 75.60    | 88.30    | 63.90    | 77.20    | 77.80 | 89.50    | 85.90    | 88.40    | 77.40    | 87.20    | 86.90 |

3.5 与其他算法对比实验

目前有较多的点云分割算法，但应用的场景和分割效果各有不同。为了进一步验证本文算法针对三维声呐点云水下物体的分割效果，引入点云分割任务中常用的欧氏聚类和 DBSCAN 两种算法进行比较。对于欧氏聚类算法，影响分割效果的参数为欧氏距离，对于 DBSCAN 算法，邻域内阈值点数 MinPts 是影响分割效果的主要因素。同样地，通过多次实验，比较不同参数的分割结果，根据最优分割结果确定参数，各算法分割结果如图 8 所示。

从图 8 可以看到，欧式聚类和 DBSCAN 两种算法的分割效果不佳。针对钢铁框架的分割，两种算法都出现了较为严重的过分割现象，而针对假人模型的分割，两种算法都未能将假人的头部正确分割。其原因在于这两种算法仅依靠欧氏距离和点云密度这两个参数。对于钢铁框架，其位置与水池壁紧贴，因此两者的点云距离较近，则会被这两种算

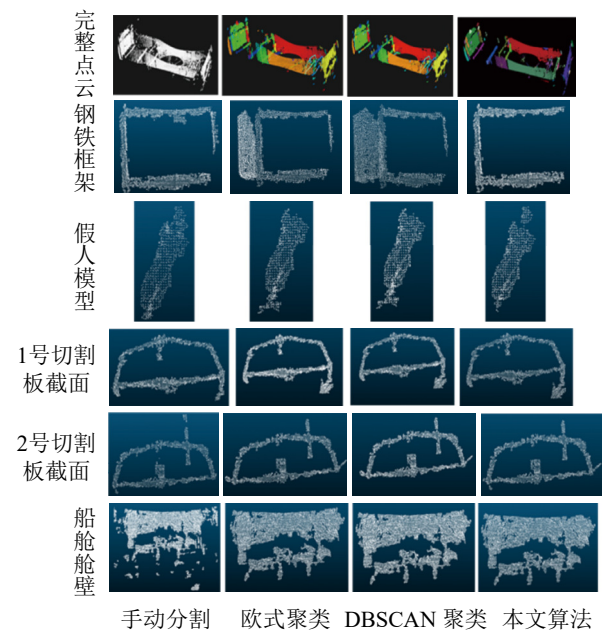


图 8 本文方法和其他典型方法的分割结果对比  
Fig.8 Segmentation results of the proposed method and the other typical methods

法归为一个聚类；而对于假人模型，三维声呐在采集其点云数据时，假人模型的颈部由于脸部被部分遮挡，从而使得假人模型点云数据中头部和身体部分具有一定的间隔，所以上述两种算法在分割假人模型时会出现欠分割的问题。相较于这两种算法，本文算法分割的效果更好。

表2列出了上述算法分割效果的量化指标，计算出钢铁框架、假人模型、1号切割板界面、2号切割板界面和模型船舱舱壁的总分割精准度、召回率和 $F_1$ 值。从表2可以看出，本文方法的总分割精准度、召回率和 $F_1$ 值均高于其他两种方法，其中3个指标分别高于欧氏聚类22.30个百分点、0.60个百分点、11.70个百分点，高于DBSCAN算法22.40个百分点、0.80个百分点、11.50个百分点。

表2 本文方法与其他算法总体分割精准度、召回率和 $F_1$ 值的对比

Table 2 Comparison of overall segmentation accuracy, recall rate and  $F_1$  score between the proposed method and the other typical methods

| 算法       | 精准度/% | 召回率/% | $F_1$ 值/% |
|----------|-------|-------|-----------|
| 本文方法     | 98.60 | 83.50 | 90.80     |
| 欧氏聚类     | 76.30 | 82.10 | 79.10     |
| DBSCAN聚类 | 76.20 | 82.70 | 79.30     |

## 4 结论

本文提出了一种针对三维声呐点云的分割方法，并针对实验水池环境的点云进行了分割实验。该方法先通过DBSCAN算法对点云进行粗分割，接着对粗分割后的聚类中点云点数大于设定阈值的聚类进一步使用改进的区域生长算法进行细致分割，分割的总体精准度、召回率和 $F_1$ 值分别为：98.60%、83.50%、90.80%。并与传统区域生长算法进行对比实验，验证了该方法的分割效果相较于传统区域生长算法有明显的提升。在未来的研究中，将在多种天然水域环境下进行验证与优化。

## 参 考 文 献

- [1] 冯露, 李艳, 席思远, 等. 基于三维声呐点云的河口水闸水下结构安全评估[J]. 测绘通报, 2022(1): 100-104.  
FENG Lu, LI Yan, XI Siyuan, et al. Underwater structure safety assessment of estuary sluice based on 3D sonar point cloud[J]. Bulletin of surveying and mapping, 2022(1): 100-104.
- [2] 刘哲. 基于水下三维点云的管道检测定位算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2020.  
LIU Zhe. Research on pipeline detection and location algorithm based on underwater three-dimensional point cloud[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2020.
- [3] 陈雷, 王春亮, 黄家勇, 等. 多波束和三维声呐在水下构筑物基础冲刷检测中的综合应用[J]. 测绘通报, 2022(S2): 126-129.  
CHEN Lei, WANG Chunliang, HUANG Jiayong, et al. Comprehensive application of multi-beam and three-dimensional sonar foundation scour detection of underwater structures[J]. Bulletin of surveying and mapping, 2022(S2): 126-129.
- [4] LI H T, TODD Z, BIELSKI N, et al. 3D lidar point-cloud projection operator and transfer machine learning for effective road surface features detection and segmentation[J]. The Visual Computer, 2022, 38(5): 1759-1774.
- [5] 巩育江, 庞亚军, 王丞, 等. 基于几何特征的点云分割算法研究进展[J]. 激光技术, 2022, 46(3): 326-336.  
GONG Yujiang, PANG Yajun, WANG Gong, et al. Research progress of point clouds segmentation algorithms based on geometric features[J]. Laser Technology, 2022, 46(3): 326-336.
- [6] 刘俊. 三维声呐图像拼接方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2020.  
LIU Jun. The research of 3D sonar image mosaic method[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2020.
- [7] PARK S, WANG S, LIM H, et al. Curved-voxel clustering for accurate segmentation of 3D LiDAR point clouds with real-time performance[C]//2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2019: 6459-6464.
- [8] HAO B F, HUA X H, YU K G, et al. Indoor point cloud segmentation using iterative Gaussian mapping and improved model fitting[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 58(11): 7890-7907.
- [9] KANG C L, WANG F, ZONG M M, et al. Research on improved region growing point cloud algorithm[J]. ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2020, 4210: 153-157.
- [10] 杨钰琪, 陈驰, 杨必胜, 等. 基于 UAV 影像密集匹配点云多层次分割的建筑物层高变化检测[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(4): 489-496.  
YANG Yuqi, CHEN Chi, YANG Bisheng, et al. 3D change detection of buildings based on multi-level segmentation of dense matching point clouds from UAV images[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, 46(4): 489-496.
- [11] 曹桂萍, 刘行思, 刘念, 等. 基于激光三维点云分割地铁隧道壁表面物体[J]. 光学学报, 2020, 40(21): 2110001.  
CAO Guiping, LIU Xingsi, LIU Nian, et al. Segmentation of subway tunnel wall surface objects based on laser 3D point cloud[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(21): 2110001.
- [12] PAIVA P V, COGIMA C K, DEZEN-KEMPTER E, et al. Historical building point cloud segmentation combining hierarchical watershed transform and curvature analysis[J]. Pattern Recognition Letters, 2020, 135: 114-121.
- [13] 张佳颖, 赵晓丽, 陈正. 基于深度学习的点云语义分割综述[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(4): 040002.  
ZHANG Jiaying, ZHAO Xiaoli, CHEN Zheng. Review of semantic segmentation of point cloud based on deep learning[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(4): 040002.
- [14] WU H, ZHANG X, SHI W Z, et al. An accurate and robust region-growing algorithm for plane segmentation of TLS point clouds using a multiscale tensor voting method[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 12(10): 4160-4168.
- [15] 耿蜜, 朱攀, 周兴林. 基于改进 DPC 和特征分区的点云去噪算法[J]. 激光与红外, 2022, 52(7): 1098-1104.

- GENG Mi , ZHU Pan, ZHOU Xinglin. Point cloud denoising algorithm based on improved DPC and feature partitioning[J]. *Laser & Infrared*, 2022, **52**(7): 1098-1104.
- [16] 张楠. 铁路场景下三维点云识别与分类算法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2016.
- ZHANG Nan. Research on recognition and classification algorithm of 3d point cloud of railway scene[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2016.
- [17] 陈新宇, 雷斌, 蒋林, 等. 基于三维激光雷达和反光柱的机器人定位[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2022(9): 11-15,19.
- CHEN Xinyu, LEI Bin, JIANG Lin, et al. Robot positioning based on 3D lidar and reflector[J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique*, 2022(9): 11-15,19.
- [18] 钟文彬, 肖振远, 刘光帅. 一种高效的点云去噪聚类方法[J]. *机械设计与制造*, 2022(8): 233-237.
- ZHONG Wenbin, XIAO Zhenyuan, LIU Guangshuai. An efficient clustering method for point cloud denoising[J]. *Machinery Design & Manufacture*, 2022(8): 233-237.
- [19] ZUCKER S W. Region growing: childhood and adolescence[J]. *Computer Graphics and Image Processing*, 1976, **5**(3): 382-399.
- [20] 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): 0528001.
- WANG Wenqi, LI Zongchun, FU Yongjian, et al. Multi-factor segmentation of point cloud based on improved multi-rule region growing[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, **41**(5): 0528001.
- [21] JIN S C, SU Y J, WU F F, et al. Stem-leaf segmentation and phenotypic trait extraction of individual maize using terrestrial LiDAR data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(3): 1336-1346.