

基于三维激光雷达与优化 DBSCAN 算法的果树定位方法

刘超 陈锦明 刘慧 肖鑫桦 沈跃

(江苏大学电气信息工程学院, 镇江 212013)

摘要: 为提高果园喷雾机器人在果园行间行走的自主性和安全性,提出一种基于三维激光雷达与优化 DBSCAN 算法的果树定位方法。首先,采用三维激光雷达获取果园的环境信息,通过感兴趣区域提取、地面点云分割和体素滤波降采样对原始点云数据进行预处理;然后,对 DBSCAN 算法进行优化,构建 KD 树索引有序化实时点云数据,并使用 KD 树最近邻搜索替代传统 DBSCAN 算法的遍历搜索方式,最后根据数据点到激光雷达的距离自适应确定聚类密度阈值,实现行间不同距离的果树检测;最后,以果树聚类结果的冠层边缘点为果树的定位参考点,得到果树定位参考点的坐标,计算果园喷雾机器人与果树的相对位置。试验结果表明:优化的 DBSCAN 算法相较于传统 DBSCAN 算法检测的准确性和实时性均有明显提升,果树的横向定位平均误差为 2.6%,纵向定位平均误差为 1.6%。该方法能够满足果园喷雾机器人在行间果树定位的准确性和实时性要求,为精准农业装备在林果园环境下的自主导航和作业提供有效参考。

关键词: 果园喷雾机器人; 激光雷达; DBSCAN 算法; 果树定位

中图分类号: S251; S494

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2023)04-0214-08

OSID:



Fruit Tree Location Method Based on 3D LiDAR and Optimized DBSCAN Algorithm

LIU Chao CHEN Jinming LIU Hui XIAO Xinhua SHEN Yue

(School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: In order to improve the autonomy and safety of orchard spray robot walking among orchard rows, a fruit tree location method based on 3D LiDAR and optimized DBSCAN algorithm was proposed. Firstly, the three-dimensional LiDAR was used to obtain the environmental information of the orchard in real time, and the original data was preprocessed by region of interest extraction, ground point cloud segmentation and voxel filtering. Then, the DBSCAN algorithm was optimized, the KD tree index was constructed to order the real-time point cloud data, and the KD tree nearest neighbor search was used to replace the traversal search method of the traditional DBSCAN algorithm. Finally, the clustering results of fruit trees were marked with reference position. Taking the midpoint of the x -axis of the plane between the rows where the clustering results faced as reference point, the point to the xoy plane of the chassis height of the orchard spray robot was projected, and the coordinates of the positioning reference point of the fruit trees were obtained, so as to calculate the relative position between the orchard spray robot and the fruit trees. The experimental results showed that compared with the traditional DBSCAN algorithm, the accuracy and real-time performance of the optimized DBSCAN algorithm were significantly improved. Based on the optimized DBSCAN algorithm, the average horizontal positioning error of fruit trees was 2.6%, and the average vertical positioning error of fruit trees was 1.6%. When the orchard spray robot traveled between rows, this method can meet the accuracy and real-time requirements of fruit tree positioning, and it can provide effective reference for precision agriculture equipment in autonomous navigation and operation in forest orchard environment.

Key words: orchard spray robot; LiDAR; DBSCAN algorithm; fruit tree positioning

收稿日期: 2022-05-11 修回日期: 2022-05-31

基金项目: 国家自然科学基金项目(32171908)、江苏省现代农机装备与技术示范推广项目(NJ2021-14)和江苏高校优势学科项目(PAPD)

作者简介: 刘超(1977—),男,副教授,博士,主要从事计算机通信网 QoS 监测与管理与无线传感器网络研究,E-mail: lc96222@163.com
通信作者: 刘慧(1980—),女,教授,博士生导师,主要从事农业机器人智能感知与控制和多传感器信息融合研究,E-mail: amity@ujs.edu.cn

0 引言

中国的果园种植面积和水果产量均位于世界前列,果园的种植方式逐渐向现代标准化果园发展,以便于果园机械化和自主化作业^[1-3]。果园喷雾作为果园植保管理的重要环节^[4],为进一步提高作业效率和提高水果产量与果品品质,自动化和智能化是果园喷雾机器人发展的必然趋势。

自主导航是智能农业装备的关键技术之一,可有效提高果园喷雾机器人的作业效率和自主性、降低劳动强度。目前智能农业装备的导航技术主要有GNSS/GPS导航、机器视觉导航、激光雷达导航和多传感器融合导航等^[5-7]。在果园环境中卫星信号易受冠层遮挡而产生信号不稳定甚至丢失的情况,因此果园的行间自主导航研究主要集中在果园环境下准确地识别果树的位置,并根据一定的约束进行运动轨迹的规划,实现从起始位置到终点位置的无碰撞自主运动^[8]。准确的导航参考点对于自主导航具有重要意义,是实现果园行间路径规划与跟踪的前提。果树是果园的显著标志物,国内外许多学者将果树视为果园行间自主导航的主要参考点进行了大量的研究^[9-12]。

基于视觉的树干检测与果树定位方法^[13-14]精度较高,但在室外容易受到光照影响,在果园环境中具有局限性。

激光雷达具有扫描精度高、抗干扰能力强等特点而被广泛应用^[15-20]。但二维激光雷达数据维度单一,无法适用于冠层茂密、枝叶遮挡、树干特征不明显的环境。XUE等^[21]提出了一种基于视觉相机与二维激光雷达融合的树干检测方法,通过坐标转换和矩形校准板模型实现传感器之间的数据对齐,分别对感兴趣区域的激光和视觉数据进行基本概率分配,通过数据融合和决策从而实现树干检测。SHALAL等^[22]使用激光雷达检测物体直径筛选候选树干并获取其位置信息,将候选树干点的位置投射至图像中,通过颜色特征和边缘检测方法实现树干检测。CHEEIN等^[23]通过单目相机采集果园环境图像,使用支持向量机(SVM)方法检测树干并估算树干到机器人的角度信息,在SVM提供的角度范围使用激光雷达扫描树干并返回树干到机器人的距离。多传感器融合方案步骤较复杂,并且以视觉为主导的探测方案受光照影响较大,夜间作业检测效果不佳^[24-25]。三维激光雷达不受光照影响、抗干扰能力强、测量距离远,可以实现三维动态实时成像,同时获取被测物体的尺寸信息。刘伟洪等^[26]通过三维激光雷达与欧氏聚类实现了果树检测,以聚类

结果的中心为果树的中心位置坐标。该研究停留在果树检测层面并未对果树定位进行深入研究。

本文为提高果园喷雾机器人在果园行间行走的自主性和安全性,提出一种基于三维激光雷达与优化DBSCAN算法的果树定位方法。在优化DBSCAN算法实现果树检测的基础上,以果树聚类结果的冠层边缘点为果树的定位参考点,得到果树定位参考点的坐标,实现果园行间的果树定位,进而获取果园喷雾机器人与果树的相对位置。

1 材料与方法

1.1 果园机器人试验平台

以果园喷雾机器人为试验平台,其外形尺寸(长×宽×高)为1 050 mm×740 mm×1 950 mm,移动底盘高度为380 mm,如图1所示。所用的三维激光雷达传感器为Velodyne公司的VLP-16型三维激光雷达,其扫描频率为5~20 Hz,水平扫描分辨率为0.1°~0.4°,垂直角度分辨率为2°,水平扫描角度范围为0°~360°,垂直角度视场为30°(-15°~15°),最大检测距离为100 m。激光雷达以水平扫描方式安装于果园喷雾机器人正上方距离地面1.4 m处。

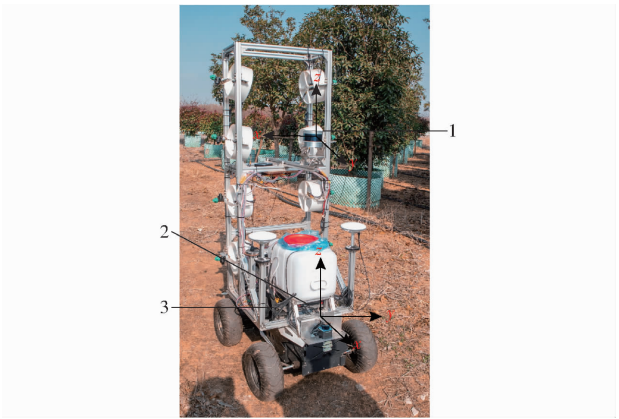


图1 果园喷雾机器人试验平台

Fig.1 Orchard spray robot test platform

1. VLP-16型激光雷达传感器 2. 微型计算机 3. 路由器

激光雷达经UDP/IP协议向微型计算机进行数据传输,微型计算机经算法处理后可实时获取果园喷雾机器人与果树的相对位置。微型计算机可经过CAN总线协议或遥控器下发指令至下位机对果园喷雾机器人进行行走控制。在试验过程中,为了方便控制微型计算机,使用便携式计算机通过局域网对微型计算机进行远程控制。系统工作原理如图2所示。

VLP-16型三维激光雷达的模型如图3所示,激光数据点 p_i 以极坐标 (r_i, ω, α) 表示。为方便计算,将三维激光雷达数据点极坐标转换为笛卡尔坐

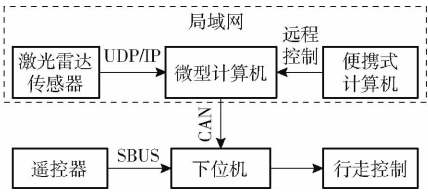


图 2 系统结构框图

Fig. 2 System structure block diagram

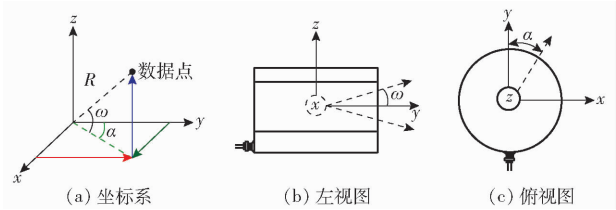


图 3 VLP-16 型三维激光雷达模型

Fig. 3 Model of VLP-16 3D LiDAR

标 (x_i, y_i, z_i) , 计算公式为

$$\begin{cases} x_i = r_i \cos \omega \sin \alpha \\ y_i = r_i \cos \omega \cos \alpha \\ z_i = r_i \sin \omega \end{cases} \quad (1)$$

式中 r_i ——数据点 p_i 到激光雷达的距离

ω ——激光雷达的垂直扫描角度分辨率

α ——激光雷达的水平扫描角度分辨率

VLP-16 型激光雷达与果园喷雾机器人的坐标系如图 1 所示。VLP-16 型激光雷达以激光发射源为坐标系原点, x 轴平行于机器人轮轴指向右方, y 轴指向机器人正前方, z 轴垂直指向正上方。定义果园喷雾机器人坐标系原点位于激光雷达正下方 1.02 m 处, x 轴指向机器人正前方, y 轴平行于机器人轮轴指向左方, z 轴垂直指向正上方。为实现数据点从激光雷达坐标系转换至果园机器人的坐标系, 将激光雷达坐标系下的数据点坐标分别进行旋转和平移, 转换关系式为

$$\begin{bmatrix} x'_i \\ y'_i \\ z'_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \frac{\pi}{2} & -\sin \frac{\pi}{2} & 0 \\ \sin \frac{\pi}{2} & \cos \frac{\pi}{2} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -1.02 \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中 (x'_i, y'_i, z'_i) ——数据点在果园喷雾机器人坐标系下的坐标

1.2 点云数据预处理

在点云聚类检测果树前, 需要对原始的点云数据进行预处理以剔除非行间果树点云、果园喷雾机器人自身点云和地面点云等主要噪声点。获取原始点云数据后, 设定最近距离阈值 Δr , 将数据点与激光雷达距离小于 Δr 的数据点滤除, 排除果园喷雾机器人自身点云; 根据式 (1) 对激光数据点进行坐标

转换, 分别设定检测区域阈值 $[X_{\min}, X_{\max}]$ 和 $[Y_{\min}, Y_{\max}]$, 使用直通滤波将不满足上述阈值条件的点云数据进行过滤, 实现感兴趣区域 (Region of interest, ROI) 提取, 去除距离过远或过近的无效噪声点; 为避免地面点云干扰, 选取 ROI 的点云数据进行地面平面拟合, 拟合方程为

$$ax + by + cz + d = 0 \quad (3)$$

$$\text{其中} \quad a^2 + b^2 + c^2 = 1 \quad (4)$$

式中 a, b, c ——拟合平面的线性模型参数
 d ——坐标原点到拟合平面的距离

根据最小二乘法即可求出参数 a, b, c, d 的值, 通过拟合参数 a, b, c 和式 (4) 可计算出任意数据点 (x_i, y_i, z_i) 平面值 d_i 。设定平面阈值 Δd , 若 $|d_i - d| < \Delta d$, 则判定该点为地面点并进行滤除, 反之判定为非地面点。对非地面点云数据进行体素滤波降采样, 用体素中所有点云的质心近似表示体素中的其他点云。

1.3 基于 KD 树搜索的自适应密度聚类算法

DBSCAN (Density based spatial clustering of applications with noise) 是一种基于密度的聚类算法, 该算法能识别出数据中任意形状的簇和噪声^[27], 但需要提前设定 2 个全局参数: 聚类半径 ε 和最小聚类密度阈值 $N_{\min}$, 聚类效果对参数较为敏感。三维激光雷达水平扫描方向和垂直扫描方向的数据点密度均会随数据点到激光雷达的距离增加而降低^[28]。当目标与激光雷达距离较近时, 数据点密度较高, 检测效果较好; 当检测距离较远时, 在相同的聚类半径和最小聚类密度阈值的条件下, 数据点密度低, 容易出现漏检的情况。传统的 DBSCAN 算法在聚类访问数据点时采用遍历的搜索方式, 该方式的时间复杂度为 $O(N^2)$, 当数据量增大时, 传统算法实时性无法满足果园实时检测的要求。因此, 为了提高聚类检测的实时性和适应性, 对传统 DBSCAN 算法的数据搜寻方式和最小聚类密度阈值参数设置分别进行优化。

KD 树是一种分割 k 维数据空间的数据结构, 它是一个有其他约束影响的二叉搜索树, 主要用于多维空间关键数据的搜索。通过对非地面点云数据构建 KD 树索引, 进行数据划分, 实现数据分区与区域查询步骤的合并, 减少数据集的访问次数以及降低 I/O 过程对算法效率的影响^[29]。利用 KD 树最近邻搜索^[30]替代传统 DBSCAN 算法的遍历搜索, 降低聚类算法的时间复杂度。

为实现果树的聚类检测, 首先需要设置聚类半径。针对标准化果园的种植特点, 当同侧果树株间距较小时, 为避免同侧的相邻果树被聚类成一个目

标,设果树冠层的平均宽度为 W ,相邻果树的株距为 D_p ,则聚类半径 ε 为 $|D_p - W|$ 。如果果树间距较大,取聚类半径 ε 为 $W/2$ 。三维激光雷达水平扫描方向相邻数据点的理论距离 h 和激光雷达的水平扫描角度分辨率 α 以及数据点到激光雷达的距离 r 间的理论关系式为

$$h = r \tan \alpha \quad (5)$$

根据式(5),单束激光扫描线在以 ε 为聚类半径的圆内的激光点数量满足关系式

$$n = \text{int} \left(\frac{2\varepsilon}{h} - 1 \right) = \text{int} \left(\frac{2\varepsilon}{r \tan \alpha} - 1 \right) \quad (6)$$

式中 $\text{int}(\cdot)$ ——取整函数

n ——单束激光扫描线在 ε 邻域内的点云数量

如图 4 所示,设三维激光雷达共有 m 束激光扫描线,其垂直扫描角度分辨率为 ω 。当激光探测到物体时,垂直扫描方向上相邻的数据点距离也会随数据点到激光的距离增大而变大,激光雷达垂直扫描方向相邻数据点的距离 ε^* 和激光雷达的垂直扫描角度分辨率 ω 以及数据点到激光雷达的距离 r 间也近似满足关系式

$$\varepsilon^* = r \tan \omega \quad (7)$$

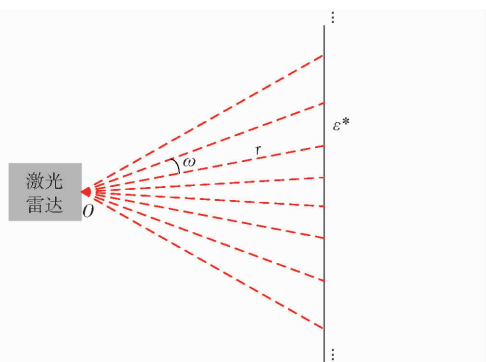


图 4 激光雷达垂直扫描示意图

Fig. 4 Schematic of vertical scanning of LiDAR

对于预处理后的任意数据点,计算其垂直扫描方向相邻数据点的距离 ε^* ,并与设定的聚类半径 ε 对比,从而得到最小聚类密度阈值 $N_{\min}$,关系式为

$$N_{\min} = \begin{cases} \text{int} \left(\frac{2\varepsilon}{r \tan \alpha} - 1 \right) & (\varepsilon^* > \varepsilon) \\ 2\text{int} \left(\frac{2\varepsilon}{r \tan \alpha} - 1 \right) & (\varepsilon^* \leq \varepsilon) \end{cases} \quad (8)$$

当激光雷达垂直方向相邻数据点的距离 ε^* 大于设定的聚类半径 ε 时,最小聚类密度阈值取单束激光扫描线在 ε 邻域内的激光点数量 n ;当其距离不大于聚类半径时,表示 ε 邻域内至少包含两束激光扫描线,则最小聚类密度阈值设置为 $2n$ 。

经数据预处理后,构建 KD 树对点云数据建立索引,并将所有点云数据标记为未搜索状态。从点

云数据中随机选取一个数据点 p_i 作为查询点,将选中的点标记为已搜索状态,根据该数据点到激光雷达的距离 r 和式(5)~(8)确定该点的最小聚类密度阈值 $N_{\min}$,通过 KD 树的最近邻检索得到 k 个离 p_i 最近的点,其中距离不大于聚类半径 ε 的点的数目为 N 。若 $N \geq N_{\min}$ 则表示当前查询点 p_i 为核心点,在其 ε 邻域内的所有点为边界点,并将这些点归为一个簇。考察 p_i 的边界点密度来进一步扩大该簇,直至完整的簇被找到。若 $N < N_{\min}$ 则表示当前查询点 p_i 为非核心点,更新查询点后继续搜寻下一个点,直至 KD 树中所有数据点搜寻完成,实现输入点云数据的聚类检测。

1.4 果树定位方法

基于优化的 DBSCAN 聚类算法实现果树检测后,以长方体将聚类结果标注。图 5 为果树定位参考点与果园喷雾机器人相对位置计算的示意图。通过判断聚类结果的 y 轴坐标值 y_j 进行左右侧果树的区分,当 $y_j > 0$,判定为左侧果树,反之为右侧果树。假设第 i 帧数据中共有 N_{tree} 棵果树,第 j 棵果树的标注长方体的尺寸长 L_c 、宽 W_c 、高 H_c 分别由 x 、 y 、 z 这 3 个轴向的最大值坐标 $x_{j_{\max}}$ 、 $y_{j_{\max}}$ 、 $z_{j_{\max}}$ 和最小值坐标 $x_{j_{\min}}$ 、 $y_{j_{\min}}$ 、 $z_{j_{\min}}$ 确定,计算公式为

$$L_c = x_{j_{\max}} - x_{j_{\min}} \quad (9)$$

$$W_c = y_{j_{\max}} - y_{j_{\min}} \quad (10)$$

$$H_c = z_{j_{\max}} - z_{j_{\min}} \quad (11)$$

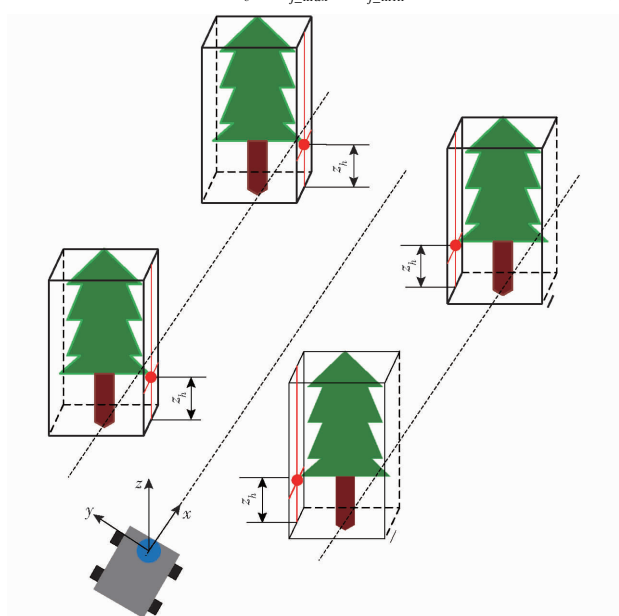


图 5 果树定位参考点相对位置计算示意图

Fig. 5 Calculation diagram of relative position of fruit tree positioning reference point

定义聚类标注长方体朝向果园行间的平面为果树定位参考点所在平面。果园喷雾机器人在行间导航主要关注果树相对机器人的平面位置,取果树定

位参考点的高度为果园喷雾机器人移动底盘高度 z_h ,可得到果树定位参考点的相对坐标 $O_c(x_c, y_c, z_c)$ 。将该帧数据的所有果树定位参考点组成的集合记为 E_k ,则 $O_c \in E_k, k \in N_{tree}$ 。

$$x_c = \frac{x_{j_max} - x_{j_min}}{2} \tag{12}$$

$$y_c = \begin{cases} y_{j_min} & (y > 0) \\ y_{j_max} & (y < 0) \end{cases} \tag{13}$$

$$z_c = z_h \tag{14}$$

基于三维激光雷达与优化 DBSCAN 算法的果树定位方法流程如图 6 所示。

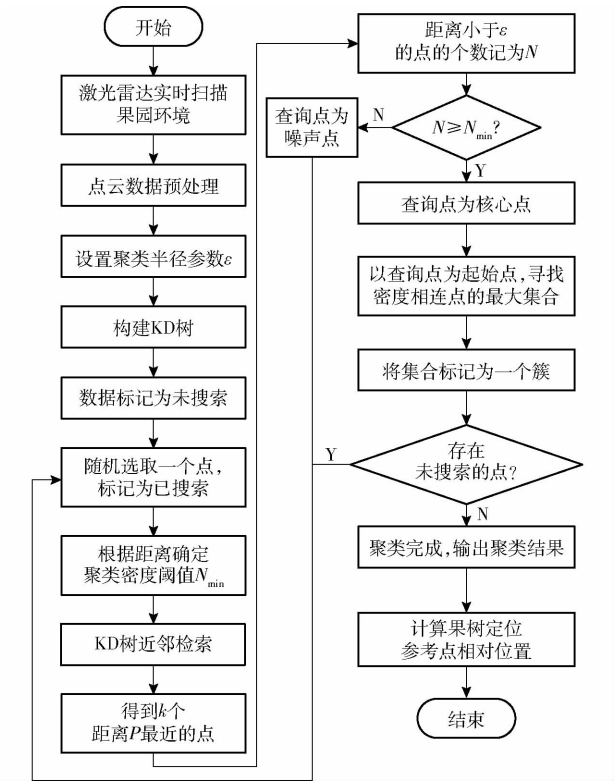


图 6 优化的 DBSCAN 算法果树定位流程
Fig. 6 Flow chart of optimized DBSCAN algorithm
for fruit tree location

2 试验与结果分析

试验所用的三维激光雷达传感器的扫描频率设置为 20 Hz,水平扫描分辨率为 0.2°,垂直扫描分辨率为 2°。计算机配置 GPU 为 Intel(R) Core(TM) i7,主频为 4.9 GHz,内存为 16 GB,操作系统为 Ubuntu18.04LTS,同时基于机器人操作系统(Robot operating system,ROS)进行开发,程序编写运行环境为 Visual Studio Code。

为验证本文提出的优化 DBSCAN 算法果树定位的实时性和准确性,在江苏大学变电所的空旷场地(32.203 557 4°N,119.512 970 3°E)搭建试验场景,如图 7 所示。试验场景中测试树木为仿真树,前

2 棵仿真树的高为 1.4 m,树宽为 0.8 m;后 4 棵仿真树高为 1.8 m,树宽为 1.5 m。仿真树间距 D_{row} 为 3 m,株距 D_p 为 2 m,地上的黑色标注线为左右树行的中心线。分别对左右行仿真树进行编号,左行仿真树编号为 L1、L2、L3,右行仿真树编号为 R1、R2、R3。将各仿真树的定位参考点投影至地面,测量投影点与黑色标注中心线的横向距离,得到各仿真树定位参考点与黑色标注中心线的横向距离。

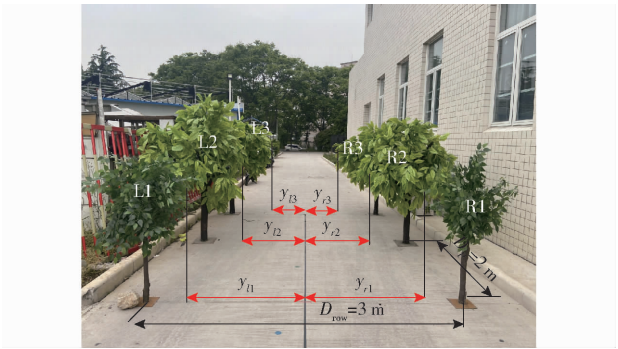


图 7 果树定位试验模拟场景
Fig. 7 Fruit tree positioning test simulation scene

图 8 为果树定位试验示意图。为评价本文算法对果树定位的准确性,以图 7 中黑色标注中心线为果园喷雾机器人的航向角正前方向,分别在 3 个不同的试验点进行果树定位试验。3 个试验点分别为激光雷达 3 次试验所在位置,试验点之间的纵向间隔为 2 m 并且试验点 3 与仿真树 L1、R1 定位参考点的纵向相对距离为 0 m。在 3 个试验点分别通过优化 DBSCAN 算法获取三维激光雷达和各仿真树定位参考点的横向相对距离和纵向相对距离,与人工测量的真值对比,计算仿真树定位参考点的横向距离误差和纵向距离误差,误差计算公式为

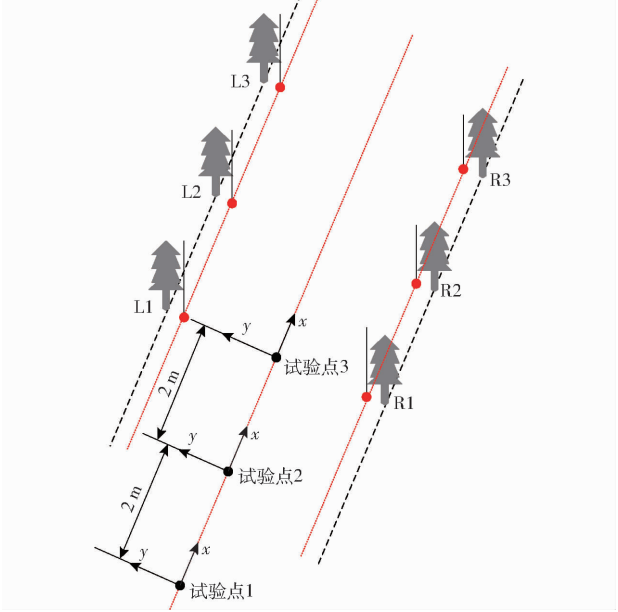


图 8 果树定位试验示意图
Fig. 8 Schematic of fruit tree positioning test

$$E_x = \frac{|\hat{x} - x|}{x} \times 100\%$$

(15)

$$E_y = \frac{|\hat{y} - y|}{y} \times 100\%$$

(16)

式中 E_x ——仿真树的纵向(x 轴)距离误差
 E_y ——仿真树的横向(y 轴)距离误差
 x ——仿真树定位参考点的纵向相对位置真值
 y ——仿真树定位参考点的横向相对位置真值

$\hat{x}$ ——仿真树定位参考点的纵向相对位置测量值
 $\hat{y}$ ——仿真树定位参考点的横向相对位置测量值

果树检测是果树定位的前提,分别在 3 个试验点采集试验场景的原始数据包并从中选取相同的连续 100 帧点云数据进行聚类分析,3 个试验点场景如图 9 所示。



图 9 果树定位试验点场景

Fig.9 Test site scenes of fruit tree positioning

试验中,设置最近距离阈值 Δr 为 1.3 m,将数据点到激光雷达距离小于 1.3 m 的数据过滤,排除果园喷雾机器人自身点云的干扰;根据试验点位置、株距和树宽选取果园喷雾机器人的纵向检测阈值范围为 $[-1.0\text{ m}, 10.0\text{ m}]$,即 $X_{\min} = -1.0\text{ m}$, $X_{\max} = 10.0\text{ m}$;根据行间距和仿真树的最大宽度选取横向检测的阈值范围为 $[-2.3\text{ m}, 2.3\text{ m}]$,即 $Y_{\min} = -2.3\text{ m}$, $Y_{\max} = 2.3\text{ m}$;使用 PCL 中的直通滤波实现对 x 、 y 的 2 个维度数据过滤,实现 ROI 数据提取;地面拟合阈值 Δd 设置为 0.08 m,使用地面拟合分割算法对地面与非地面的点云数据进行分割,使用边长为 0.04 m 的正方体对非地面点云数据进行体素滤波实现降采样,得到原始点云数据预处理结果。点云数据经预处理后,根据株距和仿真树冠层的最大宽度设定 DBSCAN 算法的聚类半径 ε 为 0.5 m。传统 DBSCAN 算法的聚类密度阈值 $N_{\min}$ 根据多次试验后设置为 50。优化 DBSCAN 算法的聚类密度阈值 $N_{\min}$ 则根据数据点到激光雷达的距离自适应确定。

在 3 个试验点场景下分别对试验场景数据包进行传统 DBSCAN 算法和优化 DBSCAN 算法性能测试。在每个试验点采取相同连续的 100 帧数据进行聚类分析,重复 5 次试验并取平均值。计算每个试验点经数据预处理后的平均点云数量,对比不同试验点下传统 DBSCAN 算法与优化 DBSCAN 算法的果树正检率和算法平均耗时。其中,在试验点 2 和试验点 3 时,平均点云数量分别为 1 280 个和 2 506 个,点云数据分布较为密集,传统 DBSCAN 算法与优化 DBSCAN 算法均能识别出试验场景中的全部仿真树,但优化 DBSCAN 算法的实时性明显优于传统 DBSCAN 算法;在试验点 1 时,由于仿真树 L3 和

R3 距离激光雷达较远,点云数据分布稀疏,传统 DBSCAN 算法对果树检测的平均正检率为 89.5%,优化 DBSCAN 算法根据距离自适应调节聚类阈值,平均正检率为 95.0%,对于远距离目标的漏检情况有明显改善。3 个试验点下传统 DBSCAN 算法和优化 DBSCAN 算法的试验结果如表 1 所示。

表 1 传统 DBSCAN 算法与优化 DBSCAN 算法性能对比
Tab.1 Performance comparison between traditional DBSCAN algorithm and optimized DBSCAN algorithm

试验点 序号	平均点云 数量/个	平均耗时/s	
		传统 DBSCAN 算法	优化 DBSCAN 算法
1	664	0.021	0.003
2	1 280	0.066	0.012
3	2 506	0.353	0.042

由表 1 可知,从试验点 1 到试验点 3,随着激光雷达与仿真树距离的缩短,点云平均数量逐渐提高,传统 DBSCAN 算法在 3 个试验点的平均耗时分别为 0.021、0.066、0.353 s,算法耗时明显提高;优化 DBSCAN 算法在 3 个试验点的平均耗时相较于传统 DBSCAN 算法的平均耗时显著降低,能够满足果园喷雾机器人果树定位的实时性要求。

基于优化 DBSCAN 算法进行果树检测后,根据式(9)~(11)计算出聚类结果标注长方体的尺寸,并以朝向行间的平面为仿真树定位参考点所在平面,由式(12)~(14)计算得到仿真树定位参考点的坐标 $O_c(x_c, y_c, z_c)$ 并以红色标注点表示仿真树的定位参考点。基于优化 DBSCAN 算法处理的 3 个试验点的聚类结果和仿真树定位参考点的试验结果如图 10 所示;根据仿真树定位参考点的坐标 $O_c(x_c,$

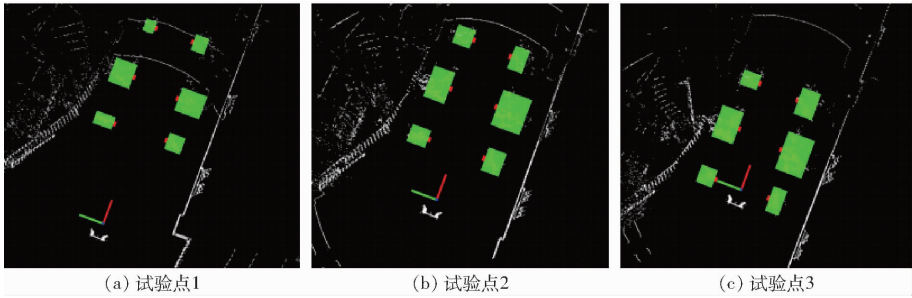


图 10 基于优化 DBSCAN 算法的果树定位参考点结果

Fig. 10 Fruit tree positioning reference point results based on optimized DBSCAN algorithm

y_c, z_c) 得到仿真树与三维激光雷达的横向相对位置与纵向相对位置并与人工测量的真值对比, 根据式(15)、(16)得到果树的横向定位误差和纵向定位误差如表 2~4 所示。

表 2 试验点 1 果树参考点位置估计结果
Tab.2 Location estimation results of reference points of fruit trees at test site 1

果树 序号	横向相对位置			纵向相对位置		
	y/m	$\hat{y}/\text{m}$	$E_y/\%$	x/m	$\hat{x}/\text{m}$	$E_x/\%$
L1	1.02	0.99	2.9	4.00	3.87	3.3
L2	0.95	0.92	3.2	6.00	5.84	2.7
L3	0.78	0.76	2.6	8.00	7.89	1.4
R1	1.10	1.13	2.7	4.00	3.93	1.8
R2	0.98	1.01	3.1	6.00	5.88	2.0
R3	0.82	0.84	2.4	8.00	7.90	1.3

表 3 试验点 2 果树参考点位置估计结果
Tab.3 Location estimation results of reference points of fruit trees at test site 2

果树 序号	横向相对位置			纵向相对位置		
	y/m	$\hat{y}/\text{m}$	$E_y/\%$	x/m	$\hat{x}/\text{m}$	$E_x/\%$
L1	1.02	1.04	2.0	2.00	1.96	2.0
L2	0.95	0.98	3.2	4.00	3.98	0.5
L3	0.78	0.80	2.6	6.00	5.96	0.7
R1	1.10	1.12	1.8	2.00	2.03	1.5
R2	0.98	1.01	3.1	4.00	3.94	1.5
R3	0.82	0.79	3.7	6.00	5.94	1.0

由表 2~4 可知, 试验点 1 的果树横向定位误差为 2.8%, 纵向定位误差为 2.1%; 试验点 2 果树横向定位误差为 2.7%, 纵向定位误差为 1.2%; 试验点 3 果树横向定位误差为 2.2%, 纵向定位误差为 1.4%。3 个试验点横向定位平均误差为 2.6%, 纵

表 4 试验点 3 果树参考点位置估计结果

Tab.4 Location estimation results of reference points of fruit trees at test site 3

果树 序号	横向相对位置			纵向相对位置		
	y/m	$\hat{y}/\text{m}$	$E_y/\%$	x/m	$\hat{x}/\text{m}$	$E_x/\%$
L1	1.02	1.05	2.9	0	0.02	—
L2	0.95	0.93	2.1	2.00	2.05	2.5
L3	0.78	0.77	1.3	4.00	4.03	0.8
R1	1.10	1.13	2.7	0	0.03	—
R2	0.98	0.95	3.1	2.00	1.98	1.0
R3	0.82	0.83	1.2	4.00	3.95	1.3

注: L1 和 R1 的纵向相对距离为 0 m, 误差计算时无法作为分母, 因此 L1 和 R1 的 E_x 不做计算, 以“—”表示。

向定位平均误差为 1.6%。

基于三维激光雷达探测, 在设定的检测范围内可以快速识别果树并准确地获取果树定位参考点与激光雷达的相对位置。根据式(2)对激光雷达与果园喷雾机器人进行坐标转换, 得到果园喷雾机器人与果树的相对位置, 实现果树定位。

3 结论

(1) 采用三维激光雷达获取行间植株点云数据并进行预处理, 以 KD 树最近邻搜索代替传统 DBSCAN 算法的遍历搜索方式; 基于数据点与激光雷达的距离自适应确定聚类密度阈值, 实现果园喷雾机器人在果园行间对不同距离的果树检测。

(2) 试验结果表明, 优化 DBSCAN 算法相较于传统 DBSCAN 算法的平均正检率和实时性均有明显提高, 果树定位参考点横向平均误差为 2.6%、纵向平均误差为 1.6%, 对于行间果树定位具有较高的准确性和实时性。

参 考 文 献

[1] JIN Y, LIU J, XU Z, et al. Development status and trend of agricultural robot technology[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2021, 14(4): 1-19.

[2] 张漫, 季宇寒, 李世超, 等. 农业机械导航技术研究进展[J]. 农业机械学报, 2020, 51(4): 1-18.
ZHANG Man, JI Yuhan, LI Shichao, et al. Research progress of agricultural machinery navigation technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4): 1-18. (in Chinese)

[3] 杨保海, 任全会, 李海生. 复杂环境下果园机器人路径规划方法研究[J]. 中国农机化学报, 2021, 42(2): 134-138.

- YANG Baohai, REN Quanhui, LI Haisheng. Research on path planning method of orchard robot in complex environment[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2021, 42(2): 134–138. (in Chinese)
- [4] 郑永军,陈炳太,吕昊曦,等.中国果园植保机械化技术与装备研究进展[J].农业工程学报,2020,36(20):110–124.
ZHENG Yongjun, CHEN Bingtai, LÜ Haotun, et al. Research progress of orchard plant protection mechanization technology and equipment in China[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(20): 110–124. (in Chinese)
- [5] HAN Shufeng, HE Yong, FANG Hui. Recent development in automatic guidance and autonomous vehicle for agriculture: a review[J]. Journal of Zhejiang University (Agric. & Life Sci.), 2018, 44(4): 381–391,515.
- [6] 周俊,胡晨.密植果园作业机器人行间定位方法[J].农业机械学报,2015,46(11):22–28.
ZHOU Jun, HU Chen. Interrow localization method for agricultural robot working in close planting orchard[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(11): 22–28. (in Chinese)
- [7] 张雄楚,陈兵旗,李景彬,等.红枣收获机视觉导航路径检测[J].农业工程学报,2020,36(13):133–140.
ZHANG Xiongchu, CHEN Bingqi, LI Jingbin, et al. Path detection of visual navigation for jujube harvesters[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(13): 133–140. (in Chinese)
- [8] BARGOTI S, UNDERWOOD J P, NIETO J I, et al. A pipeline for trunk localisation using LiDAR in trellis structured orchards [C]//Field and Service Robotics. Springer, Cham, 2015: 455–468.
- [9] DURAND-PETIEVILLE A, LE FLECHER E, CADENAT V, et al. Tree detection with low-cost three-dimensional sensors for autonomous navigation in orchards[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018, 3(4): 3876–3883.
- [10] SHALAL N, LOW T, MCCARTHY C, et al. Orchard mapping and mobile robot localisation using on-board camera and laser scanner data fusion—part A: tree detection[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2015,119:254–266.
- [11] 沈跃,庄珍珍,刘慧,等.基于RealSense深度相机的多特征树干快速识别方法[J].农业机械学报,2022,53(4):304–312.
SHEN Yue, ZHUANG Zhenzhen, LIU Hui, et al. Fast recognition method of multi-feature trunk based on RealSense depth camera[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(4): 304–312. (in Chinese)
- [12] 毕松,王宇豪.果园机器人视觉导航行间位姿估计与果树目标定位方法[J].农业机械学报,2021,52(8):16–26,39.
BI Song, WANG Yuhao. Interline pose estimation and fruit tree location method for orchard robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(8): 16–26,39. (in Chinese)
- [13] 刘慧,朱晟辉,沈跃,等.基于多特征融合的树干快速分割算法[J].农业机械学报,2020,51(1):221–229.
LIU Hui, ZHU Shenghui, SHEN Yue, et al. Fast segmentation algorithm of tree trunks based on multi-feature fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(1): 221–229. (in Chinese)
- [14] JUMAN M A, WONG Y W, RAJKUMAR R K, et al. A novel tree trunk detection method for oilpalm plantation navigation [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 128: 172–180.
- [15] SHEN Y, ZHU H, LIU H, et al. Development of a laser-guided, embedded-computer-controlled, air-assisted precision sprayer[J]. Transactions of the ASABE, 2017, 60(6): 1827–1838.
- [16] 张漫,苗艳龙,仇瑞承,等.基于车载三维激光雷达的玉米叶面积指数测量[J].农业机械学报,2019,50(6):12–21.
ZHANG Man, MIAO Yanlong, QIU Ruicheng, et al. Maize leaf area index measurement based on vehicle 3D LiDAR[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2019,50(6):12–21. (in Chinese)
- [17] 季宇寒,李寒,张漫,等.基于激光雷达的巡检机器人导航系统研究[J].农业机械学报,2018,49(2):14–21.
JI Yuhao, LI Han, ZHANG Man, et al. Navigation system for inspection robot based on LiDAR[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(2): 14–21. (in Chinese)
- [18] 张莹莹,周俊.基于激光雷达的果园树干检测[J].中国农业大学学报,2015,20(5):249–255.
ZHANG Yingying, ZHOU Jun. Laser radar based orchard trunk detection[J]. Journal of China Agricultural University, 2015, 20(5): 249–255. (in Chinese)
- [19] 李秋洁,丁旭东,邓贤.基于激光雷达的果园行间路径提取与导航[J].农业机械学报,2020,51(增刊2):344–350.
LI Qiujie, DING Xudong, DENG Xian. Intrarow path extraction and navigation for orchards based on LiDAR[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp.2): 344–350. (in Chinese)
- [20] 牛润新,张向阳,王杰,等.基于激光雷达的农业机器人果园树干检测算法[J].农业机械学报,2020,51(11):21–27.
NIU Runxin, ZHANG Xiangyang, WANG Jie, et al. Orchard trunk detection algorithm for agricultural robot based on laser radar[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(11): 21–27. (in Chinese)
- [21] XUE J, FAN B, YAN J, et al. Trunk detection based on laser radar and vision data fusion[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2018, 11(6): 20–26.
- [22] SHALAL N, LOW T, MECARTHY C, et al. A preliminary evaluation of vision and laser sensing for tree trunk detection and orchard mapping[C]//Proceedings of the Australasian Conference on Robotics and Automation (ACRA 2013). Australasian Robotics and Automation Association, 2013: 1–10.
- [23] CHEEIN F A, STEINER G, PAINA G P, et al. Optimized EIF-SLAM algorithm for precision agriculture mapping based on stems detection[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2011, 78(2):195–207.
- [24] 薛金林,董淑娟,范博文.基于信息融合的农业自主车辆障碍物检测方法[J].农业机械学报,2018,49(增刊):29–34.
XUE Jinlin, DONG Shuxian, FAN Bowen. Detection of obstacles based on information fusion for autonomous agricultural vehicles[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(Supp.): 29–34. (in Chinese)

- [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 113: 104 – 115.
- [15] INOUE K, KAIZU Y, IGARASHI S, et al. The development of autonomous navigation and obstacle avoidance for a robotic mower using machine vision technique[J]. IFAC PapersOnLine, 2019, 52(30): 173 – 177.
- [16] 季宇寒, 徐弘祯, 张漫, 等. 基于激光雷达的农田环境点云采集系统设计[J]. 农业机械学报, 2019, 50(增刊): 1 – 7. JI Yuhao, XU Hongzhen, ZHANG Man, et al. Design of LiDAR-based point cloud acquisition system for farmland environment [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(Supp.): 1 – 7. (in Chinese)
- [17] 尚业华, 张光强, 孟志军, 等. 基于欧氏聚类的三维激光点云田间障碍物检测方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(1): 23 – 32. SHANG Yehua, ZHANG Guangqiang, MENG Zhijun, et al. Field obstacle detection method of 3D LiDAR point cloud based on Euclidean clustering[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(1): 23 – 32. (in Chinese)
- [18] GUO Q, WU F, PANG S, et al. Crop 3D – a LiDAR based platform for 3D high-throughput crop phenotyping[J]. Science China Life Sciences, 2018, 61(3): 328 – 339.
- [19] HE J, TERASHIMA S, YAMADA H, et al. Diffraction signal based human recognition in non-line-of-sight (NLOS) situation for millimeter wave radar [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 14: 4370 – 4380.
- [20] 谭力凡. 机器视觉与毫米波雷达融合的前方车辆检测方法研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2018. TAN Lifan. Research on forward vehicle detection method by fusion of machine vision and millimeter wave radar [D]. Changsha: Hunan University, 2018. (in Chinese)
- [21] 孙柯, 吴开华, 王亚涛, 等. 基于毫米波雷达的植保无人机避障系统研究[J]. 传感器与微系统, 2020, 39(6): 73 – 76. SUN Ke, WU Kaihua, WANG Yatao, et al. Research on millimeter wave radar-based obstacle avoidance system for plant protection UAVs[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2020, 39(6): 73 – 76. (in Chinese)
- [22] 宋文豪, 周斌, 卜智勇, 等. 基于复合型 FMCW 波形的多目标匹配算法[J]. 中国科学院大学学报, 2022, 39(1): 110 – 118. SONG Wenhao, ZHOU Bin, BU Zhiyong, et al. Multi-target matching algorithm based on composite FMCW waveform[J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2022, 39(1): 110 – 118. (in Chinese)
- [23] 赵瑞娟. 基于 FMCW 雷达的差频信号采集系统设计[J]. 舰船电子工程, 2019, 39(6): 83 – 85, 128. ZHAO Ruijuan. Design of differential frequency signal acquisition system based on FMCW radar [J]. Ship Electronics Engineering, 2019, 39(6): 83 – 85, 128. (in Chinese)
- [24] 宋健强, 刘云学, 李珂. 基于梯形波调制 FMCW 雷达的多目标检测[J]. 空间电子技术, 2018, 15(6): 12 – 16, 22. SONG Jianqiang, LIU Yunxue, LI Ke. Multi-target detection based on trapezoidal wave modulated FMCW radar[J]. Space Electronics Technology, 2018, 15(6): 12 – 16, 22. (in Chinese)
- [25] 林静, 张桐嘉, 陈彬, 等. 深松灭茬旋耕起垄联合作业机设计与试验[J]. 农业机械学报, 2019, 50(2): 28 – 39. LIN Jing, ZHANG Tongjia, CHEN Bin, et al. Design and test of deep pine and stubble rototilling and monopoly combine[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(2): 28 – 39. (in Chinese)
- [26] 穆旭锋. 一种车用毫米波雷达防护装置: 201821975521.9[P]. 2019 – 07 – 23.

(上接第 221 页)

- [25] 韩振浩, 李佳, 苑严伟, 等. 基于 U-Net 网络的果园视觉导航路径识别方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(1): 30 – 39. HAN Zhenhao, LI Jia, YUAN Yanwei, et al. Path recognition of orchard visual navigation based on U-Net[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(1): 30 – 39. (in Chinese)
- [26] 刘伟洪, 何雄奎, 刘亚佳, 等. 果园行间 3D LiDAR 导航方法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(9): 165 – 174. LIU Weihong, HE Xiongkui, LIU Yajia, et al. Navigation method between rows for orchard based on 3D LiDAR [J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(9): 165 – 174. (in Chinese)
- [27] ESTER M, KRÖGER P, SANDER J, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise[C]//KDD, 1996, 96: 226 – 231.
- [28] 蔡怀宇, 陈延真, 卓励然, 等. 基于优化 DBSCAN 算法的激光雷达障碍物检测[J]. 光电工程, 2019, 46(7): 83 – 90. CAI Huaiyu, CHEN Yanzhen, ZHUO Liran, et al. LiDAR object detection based on optimized DBSCAN algorithm[J]. Opto-Electronic Engineering, 2019, 46(7): 83 – 90. (in Chinese)
- [29] 陈广胜, 程逸群, 景维鹏. 基于 KD 树划分的云计算 DBSCAN 优化算法[J]. 计算机工程, 2017, 43(4): 21 – 27. CHEN Guangsheng, CHENG Yiqun, JING Weipeng. DBSCAN optimization algorithm based on KD-tree partitioning in cloud computing[J]. Computer Engineering, 2017, 43(4): 21 – 27. (in Chinese)
- [30] 范晶晶, 王力, 褚文博, 等. 基于 KDTree 树和欧式聚类的越野环境行人识别的研究[J]. 汽车工程, 2019, 41(12): 1410 – 1415. FAN Jingjing, WANG Li, CHU Wenbo, et al. Research on pedestrian recognition in cross-country environment based on KDTree and Euclidean clustering[J]. Automotive Engineering, 2019, 41(12): 1410 – 1415. (in Chinese)