

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.11.002

基于激光雷达的农业机器人果园树干检测算法

牛润新^{1,2} 张向阳^{1,2} 王杰¹ 祝辉¹ 黄健¹ 陈正伟^{1,2}

(1. 中国科学院合肥物质科学研究院, 合肥 230088; 2. 中国科学技术大学, 合肥 230026)

摘要: 针对丘陵山区果园中的斜坡及杂草影响果树检测精度的问题,提出了一种基于激光雷达的树干检测算法。首先,利用单线激光雷达获取环境信息,通过数据预处理滤除噪声点及无法利用的数据点,以树干为目标设定聚类半径,根据数据点到激光雷达的距离自适应设定聚类阈值,完成初步聚类;然后,利用初步聚类结果及地面类内数据点量大、且大致呈一条直线的特征,将数据点超过一定数量的类进行二次曲线拟合,将拟合半径大于一定阈值的类视为地面干扰,并将其剔除;最后,利用杂草枝叶类中数据点之间距离不连续的特征,将存在一定数量的相邻数据点距离较大的类视为杂草枝叶类,并将其剔除,从而完成对果园中果树树干的检测。结果表明:在无干扰情况下,对树干的误检率为0.76%、漏检率为1.90%,平均正确率为97.3%;在只存在地面干扰的情况下,树干检测平均正确率为96.1%;在只存在杂草干扰的情况下,树干检测平均正确率为91.4%;在同时存在地面和杂草干扰的情况下,树干检测平均正确率为91.9%,综合以上各种情况的树干检测平均正确率为95.5%,该方法可用于丘陵山区树干较明显的乔化果园中的树干检测,为精准农业装备在丘陵山区果园中的导航应用提供参考。

关键词: 丘陵果园; 农业机器人; 单线激光雷达; 树干检测; 密度聚类

中图分类号: S24; TP242 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2020)11-0021-07

OSID:



Orchard Trunk Detection Algorithm for Agricultural Robot Based on Laser Radar

NIU Runxin^{1,2} ZHANG Xiangyang^{1,2} WANG Jie¹ ZHU Hui¹ HUANG Jian¹ CHEN Zhengwei^{1,2}

(1. Hefei Institutes of Physical Science, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230088, China

2. University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China)

Abstract: In the view of the influence of slopes and weeds in orchard on the detection accuracy of fruit trees in hilly areas, a tree trunk detection algorithm based on adaptive density clustering was proposed. Firstly, the single line LiDAR was used to obtain the environmental information. That was through data preprocessing, the noise points and the unusable data points were filtered out, the clustering radius was set with the trunk as the target, and the clustering threshold was set adaptively according to the distance from the data points to the LiDAR, and then the preliminary clustering was completed. As following, the features of the preliminary clustering results and the data points in the ground class that huge also roughly in a straight line were used. After this, the class which was over the certain number of data point were used in the second curve fitting. Also, the class that fitting radius was greater than a certain threshold value was regarded as ground interference and needed to be eliminated. Finally, the class which data points were more than a certain number of adjacent data points were regarded as weed branches and leaves and eliminated by using the feature of discontinuous distance between data points in weed branches and leaves, thus the detection of tree trunks or orchard was completed. The experimental results showed that with no interference, the false detection rate was 0.76%, the missed detection rate was 1.90%, and

收稿日期: 2020-03-03 修回日期: 2020-03-28

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFD07000602、2016YFD0701401、2017YFD07000303)、中国科学院青促会项目(2017488)、中国科学院135项目(KP-2017-35、KP-2017-13、KP-2019-16)、中国科学院机器人与智能制造创新研究所自主研究项目(C2018005)和安徽省新能源汽车暨智能网联汽车产业技术创新工程项目

作者简介: 牛润新(1971—),男,研究员,博士,主要从事智能农机装备研究,E-mail: rxniu@iim.ac.cn

通信作者: 祝辉(1981—),男,研究员,博士,主要从事机器人导航定位与控制研究,E-mail: hzhu@iim.ac.cn

the average accuracy rate was 97.3%, respectively; the average accuracy rate of tree detection was 96.1% when there was only ground interference; the average accuracy rate of tree detection was 91.4% when there was only weed interference, and the average accuracy rate of tree detection was 91.9% when there was both ground and weed interference. The overall average accuracy from all situations was 95.5%. This method could be used to detect trunk in arborization orchard with obvious tree trunk in hilly area and provide environmental understanding for the navigation of precision agricultural equipment in the orchard in hilly area.

Key words: hilly orchard; agricultural robot; single line LiDAR; trunk detection; density clustering

0 引言

随着我国农业机械自动化水平的不断提高,农业机器人相关领域的研究也越来越受到重视^[1-2]。果园生产管理过程中的耕作^[3]、修剪^[4]、施药^[5-6]、除草^[7]、采摘^[8-9]等活动都离不开农业机器人对果园环境的感知^[10]。机器人在果园这种非结构化环境中作业,首先要知道果树的准确位置^[11-12]。激光雷达作为一种新兴的导航定位传感器,具有精度高、实时性好、全天候等特点^[13-15],在农业机器人环境感知研究中得到了广泛应用。

文献[16]将二维激光雷达垂直安装,通过设定高度阈值排除树冠点及地面点,并采用隐半马尔可夫模型进行结果优化,最终树干信息提取准确率达89%,由于激光雷达一次只能提取一棵树干信息,故检测范围较小,效率较低。文献[17]将二维激光雷达水平安装,利用果树行间距固定的特点,通过计算激光雷达数据中的内凹点,将成等差数列的数据点视为树干点,由于依赖行间距,故对株距不固定或果树缺失情况下果树检测的适应性不佳。文献[18]利用二维激光雷达,采用K-均值聚类算法,通过斜率变化的方法确定聚类数,从而实现对立木的识别,在3种不同树干分布下准确率达95.5%,但试验在室内进行,未考虑杂草及其他障碍物等干扰因素。文献[19]通过改进的基于密度聚类(Density-based spatial clustering of application with noise, DBSCAN)算法对果园树干进行检测,并通过航位推算模型排除地面干扰,但算法复杂、计算量较大,且同样未考虑杂草对果树检测的影响。

针对现有果树检测方法存在的计算量大、未考虑杂草等影响、适应性较差等问题,本文提出一种基于自适应密度聚类的树干检测算法。首先,将激光雷达获取的数据点进行数据预处理,排除噪声点及不可利用的数据点,并根据数据点到激光雷达的距离自适应设定密度阈值,进行初步聚类;然后,利用地面类中的数据点过多以及数据点之间趋于直线的特点,通过最小二乘法进行圆的拟合,并设定半径阈值,将地面类剔除;最后,利用杂草枝叶类中的数据

点之间距离不连续的特征,将杂草枝叶类剔除,完成对果园中果树树干的检测。

1 研究平台与方法

1.1 研究平台介绍

本研究以中国科学院合肥物质科学研究院应用技术研究所自主研发的履带式农业机器人为平台,所用传感器为德国SICK公司生产的LMS111型单线激光雷达,其扫描分辨率为 $0.5^\circ/0.25^\circ$,扫描频率为25/50 Hz,扫描角最大为 270° ,最大检测距离为20 m,当超出最大检测距离时,返回距离为0。激光雷达在机器人的正前方水平安装,扫描平面距离地面约350 mm。激光雷达传感器经Ethernet网络接口将采集的数据传输至上位机,由上位机进行数据处理,最终结果通过RS-232接口发送至下位机,下位机也可通过RS-232接口接收遥控器信号,输出脉宽调制(Pulse width modulation, PWM)信号到电动机驱动器驱动电动机,实现机器人行走,如图1所示。

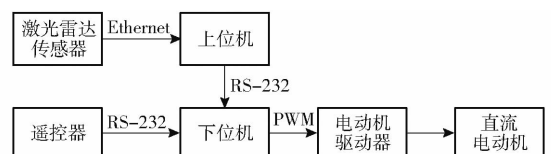


图1 研究平台系统结构图

Fig. 1 System structure diagram

定义机器人的局部坐标系原点与激光雷达位置重合, y 轴正方向指向机器人前进的正前方, x 轴正方向与机器人前进方向垂直向右。二维激光雷达采集的数据点 q_i 以极坐标 (d_i, θ_i) 的形式表示,为了方便计算,将极坐标转换为笛卡尔坐标形式 (x_i, y_i, θ_i) ,计算公式为

$$\begin{cases} x_i = d_i \cos \theta_i \\ y_i = d_i \sin \theta_i \end{cases} \quad (1)$$

式中 d_i ——数据点 q_i 到激光雷达的距离

θ_i ——数据点 q_i 和激光雷达的连线与 x 轴正方向的夹角

在激光雷达返回的数据点中,任意2个数据点 q_i 和 q_j 之间的距离 $d_{i,j}$ 为

$$d_{i,j} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} = \sqrt{(d_i \cos \theta_i - d_j \cos \theta_j)^2 + (d_i \sin \theta_i - d_j \sin \theta_j)^2} \quad (2)$$

1.2 数据预处理

激光雷达在采集数据过程中,发射器的光束通常会经过多次反射和折射,为了降低干扰,激光雷达拒收超过一个波长时间段的反射光,但在结果中仍然会包含一些孤立噪声点^[20-21],这些噪声点并不是真实测得的数据信息,它们不仅会对激光雷达数据处理造成一定程度的干扰,而且会增加数据处理的时间,因此在数据处理之前应将其滤除。另外随着测量距离的增加,激光雷达数据点变得稀疏,所能提供可利用的有效信息变少,参考意义不大,在数据处理之前也应将其滤除。

针对以上问题,在获取激光雷达数据后,选取机器人正前方 180°的数据点并进行遍历,将距离大于 10 m 的数据点滤除,然后在保留的数据中分别计算当前数据点与相邻数据点之间的距离,并将与左右相邻数据点距离都较远的数据视为无效噪声点,也将其从原始数据中滤除。如图 2 所示,矩形框中的数据点距离激光雷达较远,无法提供可利用的信息,视为无效点;圆形框标记的数据点与相邻的数据点均较远,视为噪声点。

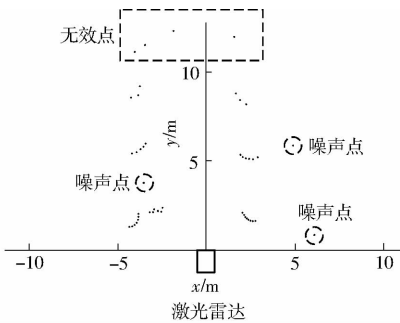


图 2 数据滤波示意图

Fig. 2 Data filtering diagram

1.3 基于距离的自适应密度聚类

常规密度聚类算法 DBSCAN 可以有效地找到被低密度区域分割的高密度区域,在具有噪声的数据中发现任意形状的簇,但需提前确定聚类半径和邻域内点的数量 2 个全局参数,且聚类效果对其设定的全局参数值较为敏感^[22-23]。由二维激光雷达的基本原理^[24-25]可知,激光雷达数据点的密度随数据点到激光雷达的距离增加而降低。考虑到果园中杂草和枝叶干扰的情况,若直接使用 DBSCAN 聚类算法,当检测距离较近时,数据点密度较高,聚类半径相同的情况下,会存在距离较近且较细的杂草枝叶与距离较远且直径较大的树干相比接收到的数据点数量接近甚至更多的现象,从而出现大量误判与漏检。因此,为得到更好的聚类效果,提出一种基

于自适应密度聚类算法。

为提取出树干信息,以树干为主要目标设定聚类半径,设果园中最细的果树树干直径为 D_{\min} ,则聚类半径为 $D_{\min}/2$ 。激光雷达相邻数据点之间的理论距离 h 与激光雷达的角度分辨率 φ 及数据点到激光雷达的距离 d 之间的关系为

$$h = d \tan \varphi \quad (3)$$

则理论上,以 $D_{\min}/2$ 为聚类半径的圆内所接收到数据点的个数 n 为: $n = D_{\min}/h = D_{\min}/(d \tan \varphi)$,考虑到树干的横截面为圆形,则聚类的数据点数目阈值设为

$$N_{\min} = \frac{D_{\min}}{h} - 1 = \frac{D_{\min}}{d \tan \varphi} - 1 \quad (4)$$

当以数据点 q_i 为中心,以 $D_{\min}/2$ 为半径的圆内数据点的数目 $n_i \geq N_{\min}$ 时,则该点为核心点,其周围的点为边界点。从激光雷达第 1 个数据点开始依次遍历所有数据点,找出所有的核心点。由于激光雷达数据点在一个平面内是按逆时针顺序展开,为了加快搜索速度,提高计算效率,寻找核心点时只需要计算当前数据点与其一定范围内的数据点的距离即可。搜索半径为 $D_{\min}/2$,则计算与该点左右相邻的点的个数为: $m_i = D_{\min}/(2h) = D_{\min}/(2d_i \tan \varphi)$,计算出所有核心点后,随机选取一个核心点初始化队列 Q ,并取出队列中的数据点 q ,如果数据点 q 为核心点,则将以该点为核心的边界点加入到队列 Q 中,依次取出队列 Q 中的数据点直到队列 Q 为空,此时,所有访问过的数据点生成一个新的聚类簇。然后随机取出另一未访问过的核心点初始化队列 Q 继续计算并生成新的类簇,直到所有的核心点均被访问,完成数据的初步聚类。

1.4 地面类的排除

由于丘陵果园中存在斜坡,或者由于路面颠簸,激光雷达可能扫描到地面,从而影响果树检测的准确率,因此必须排除地面类的干扰。如图 3 所示,当激光雷达扫描地面时,有可能将地面聚为一类,但地面类数据点具有连续、量大且大致呈一条直线的特点,利用此特点,可以将地面类排除。

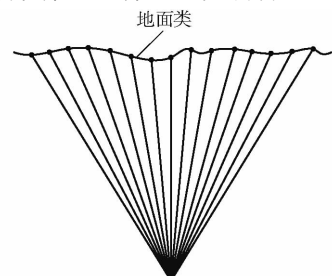


图 3 地面聚类示意图

Fig. 3 Ground clustering diagram

根据类中第1个数据点 q_f 和最后一个数据点 q_e 的中心计算该类的中心点坐标

$$\begin{cases} G_x = \frac{d_f \cos \theta_f + d_e \cos \theta_e}{2} \\ G_y = \frac{d_f \sin \theta_f + d_e \sin \theta_e}{2} \end{cases} \quad (5)$$

式中 G_x ——类中心点横坐标

G_y ——类中心点纵坐标

d_f ——数据点 q_f 到激光雷达的距离

d_e ——数据点 q_e 到激光雷达的距离

θ_f ——数据点 q_f 与 x 方向夹角

θ_e ——数据点 q_e 与 x 方向夹角

果园中果树树干最大直径为 D_{\max} , 则根据类中心到激光雷达的距离 d_g 计算类中数据点的数目最大值为 $n_m = D_{\max}/h = D_{\max}/(d_g \tan \varphi)$ 。考虑到果园中地面不平整, 激光雷达扫描平面与水平面可能存在夹角, 此时树干接收到的数据点变多, 因此设定类内数据点数量的阈值 $N_m = 1.5n_m$ 。如果类内数据点数量 $N_c \geq N_m$, 则认为该类为地面类。如果类内数据点数量 $N_c < N_m$, 则利用最小二乘法拟合圆的曲线^[26]

$$\begin{aligned} R^2 &= (x - A)^2 + (y - B)^2 = \\ &x^2 - 2Ax + A^2 + y^2 - 2By + B^2 \end{aligned} \quad (6)$$

式中 R ——拟合圆半径

A ——拟合圆圆心横坐标

B ——拟合圆圆心纵坐标

令 $a = -2A, b = -2B, c = A^2 + B^2 - R^2$, 得到圆曲线方程的另一种表达形式为

$$x^2 + y^2 + ax + by + c = 0 \quad (7)$$

根据最小二乘法原理, 求目标函数 $F(a, b, c)$ 的最小值

$$F(a, b, c) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 + y_i^2 + ax_i + by_i + c)^2 \quad (8)$$

将 $F(a, b, c)$ 对 a, b, c 求偏导, 求得最小二乘解为

$$R = \frac{\sqrt{a^2 + b^2 - 4c}}{2} \quad (9)$$

由于地面类数据点更趋向于直线, 如果 $2R \geq 1.5D_{\max}$, 则认为该类为地面类, 并将此类从数据中剔除。

1.5 排除杂草及枝叶的干扰

理想的果园环境中, 排除地面背景后的剩余类即为果树类, 但丘陵果园环境比较复杂, 常伴有少量较高的杂草和较低的果树枝叶。尽管选择合适的激光雷达安装高度可减少杂草或枝叶的干扰, 但却不能完全避免, 因此须考虑杂草和枝叶干扰的情况。

由于单个枝叶宽度远小于树干直径, 相同的聚

类半径内其返回数据点的个数必定小于聚类的阈值, 因此在初次聚类的过程中已将其排除。而连续的几个枝叶在同一平面的投影长度可能大于树干的直径, 因此在初次聚类的过程中有可能将其聚为一类。为准确提取出树干的位置信息, 必须将杂草及枝叶类排除。观察实际杂草及枝叶的形态可知, 尽管其在同一平面的投影连续, 但其纵向枝叶间存在一定间距, 反映在数据中则会出现相邻数据点之间的距离产生突变、不连续的现象(图4), 因此可利用此特点排除杂草及枝叶类的干扰。

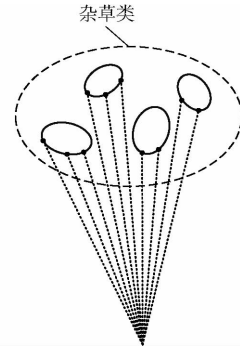


图4 杂草枝叶聚类示意图

Fig.4 Schematic of weeds and foliage clustering

在初次聚类结果中依次计算相邻数据点的实际距离, 当存在相邻2个数据点的距离大于给定的阈值时可判定此类为杂草或枝叶类。由于树干为柱形且表面凹凸不平, 设定类中相邻数据点的距离阈值为

$$T_{i,i+1} = 2h = 2d_m \tan \varphi \quad (10)$$

式中 d_m ——数据点 q_i 和 q_{i+1} 到激光雷达距离的平均值

如果类中存在2个相邻数据点之间的距离 $d_{i,i+1} \geq T_{i,i+1}$, 则认为该类为杂草或枝叶类。另外, 对于存在个别枝叶间的纵向距均小于阈值 $T_{i,i+1}$ 的情况, 由于树干的横截面呈类圆形, 在其表面分布的激光雷达相邻数据点之间的斜率逆时针方向存在一次由正向负的变化, 而由多个杂草或枝叶形成的类中由于枝叶间的交错, 必然存在多次相邻数据点之间斜率正负的变化。同一类簇中相邻数据点之间的斜率为

$$k_{i,i+1} = \frac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i} = \frac{d_{i+1} \sin \theta_{i+1} - d_i \sin \theta_i}{d_{i+1} \cos \theta_{i+1} - d_i \cos \theta_i} \quad (11)$$

如果类中相邻数据点之间的斜率正负变化次数大于等于3次, 那么该类同样被认为是杂草或枝叶类, 并将此类从数据中剔除。

2 试验与结果分析

2.1 试验设计

为检验自适应密度聚类算法对于树干检测的效

果以及利用特征点对地面和杂草等干扰排除的效果, 针对四川省阆中杨氏果业生产应用示范基地中的柠檬 (*Citrus limon* (L.) Burm. f) 园中存在斜坡且树干较为明显的特点, 以安徽省合肥市大蜀山森林公园及周边的香樟树园为试验场地 (由于季节和实验条件原因, 以此试验地模拟), 树木为香樟树 (*Cinnamomum camphora* (L.) Presl), 试验中最大坡度为 20° , 选择的树高 $3 \sim 5$ m, 枝下高 $1.2 \sim 2$ m, 株距约 3 m, 环境中主要的干扰为少量较高的杂草以及斜坡, 杂草主要为野生的草本植物以及少量的野生小灌木。为检验该方法对树干检测的准确性以及在存在地面及杂草干扰情况下的适应性, 试验场景主要分为 4 种类型, 分别为只存在树干且无干扰的平整地形场景、存在树干和斜坡的场景、存在树干和杂草干扰的场景、存在树干及斜坡和杂草干扰的场景。

试验中, 设置激光雷达角度分辨率为 0.5° , 扫描频率为 25 Hz, 履带机器人行驶速度 0.2 m/s, 试验平台及场景如图 5 所示。

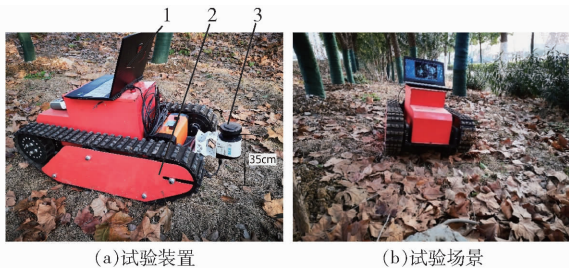


图 5 试验平台及场景

Fig. 5 Experiment platform and scene

1. 上位机 2. 履带式农业机器人 3. 激光雷达

2.2 聚类及干扰排除试验

运用基于距离的自适应密度聚类方法, 在只存在树干且无干扰的平整地形环境下进行试验, 用以检验在无干扰情况下算法对树干检测的准确率。试验中每隔 0.5 m 取出一次完整数据帧, 共选取 50 帧数据进行聚类分析。

首先进行数据预处理, 将噪声点以及不可利用的无效数据点去除, 然后利用基于自适应密度聚类方法进行树干检测。聚类结果如图 6 所示, 其中圆形标记的类为真实场景中存在的树干 (下同), 统计聚类后结果中的树干数目 n_c 以及真实场景中树干的数目 n_r , 并计算对果树的漏检率与误检率。在选取的 50 帧数据中共存在真实的果树 263 棵, 出现误检的有 2 棵, 误检率为 0.76% , 出现漏检的有 5 棵, 漏检率为 1.90% , 无其他干扰情况下的树干检测平均正确率为 97.3% 。当数据点在较粗的树干上出现噪声, 在数据预处理时噪声点被滤除, 树干上的数

据点被滤除的噪声分隔开, 因此树干被聚为两类, 从而出现误检的现象。当激光雷达位置靠近树行的一侧且激光雷达正前方与树行平行时, 由于角度原因, 接近激光雷达的树干对远离激光雷达的树干进行了部分遮挡, 导致被部分遮挡的树干出现了漏检, 随着履带小车的移动, 激光雷达与树干之间的角度不断变化, 漏检的现象消失。

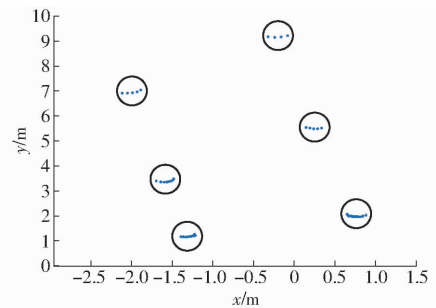


图 6 无干扰时的聚类结果

Fig. 6 Clustering results without interference

2.3 地面干扰排除试验

在存在树干和斜坡的场景中进行试验, 选取 20 帧同时具有树干和地面点的数据帧进行聚类及地面干扰的排除。图 7 为聚类后地面干扰排除前的结果, 其中椭圆标记的类为真实场景中的地面 (下同), 图 8 为地面干扰排除后的结果。在选取的 20 帧数据中共存在真实的果树 76 棵, 其中出现了 3 次将地面误判为果树的情况, 在存在地面干扰情况下的正确率为 96.1% , 误判是由于地面中的石块等突然凸起的物体导致的误检。

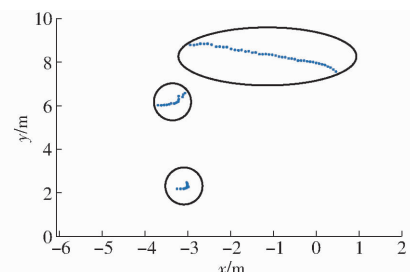


图 7 只存在地面干扰时的聚类结果

Fig. 7 Clustering results with only ground interference

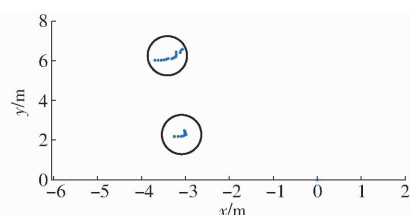


图 8 地面干扰排除后的结果

Fig. 8 Results after ground interference removal

2.4 杂草干扰排除试验

在存在树干和杂草干扰的场景中进行试验, 选取 20 帧同时具有树干和杂草干扰的数据帧进行聚类及杂草干扰的排除。图 9 为聚类后杂草排

除前的结果,其中矩形标记的类为真实场景中的杂草(下同),图10为杂草排除后的结果(存在一处杂草未被排除的情况)。在选取的20帧数据中共存在真实果树93棵,其中出现了8次将杂草误判为果树的情况,在存在杂草干扰情况下的正确率为91.4%,误判是由于数据点恰好全部落在最靠近激光雷达的杂草表面以及杂草过密所造成的。

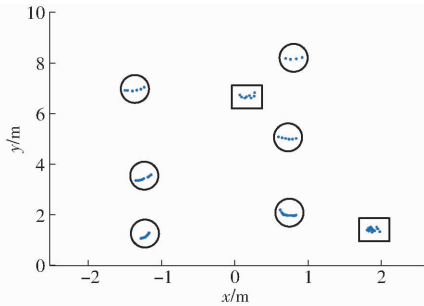


图9 只存在杂草干扰时的聚类结果

Fig.9 Clustering results with only weed interference

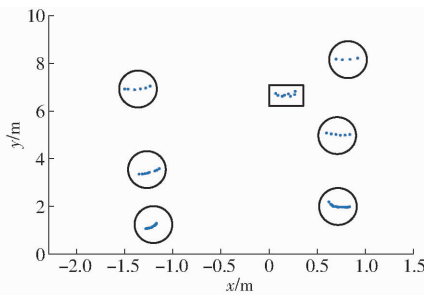


图10 杂草干扰排除后的结果

Fig.10 Results after weed interference removal

2.5 综合试验

为检验在同时存在地面和杂草干扰情况下树干检测的准确率,选取10帧同时具有地面和杂草干扰的数据帧进行干扰的排除。图11为干扰排除前的聚类结果,图12为干扰排除后的结果。在选取的10帧数据中共存在真实果树37棵,其中出现了3次将地面或杂草误判为果树的情况,在同时存在地面和杂草干扰情况下的正确率为91.9%。

在选取的全部100帧数据中,共存在真实果树469棵,误判的次数共21次,综合平均正确率为95.5%,该算法可用于地面平整度低且存在杂草干扰的丘陵果园中的树干检测。

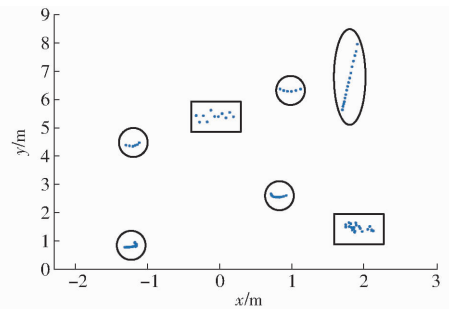


图11 存在杂草和地面干扰时的聚类结果

Fig.11 Clustering results in presence of weeds and ground interference

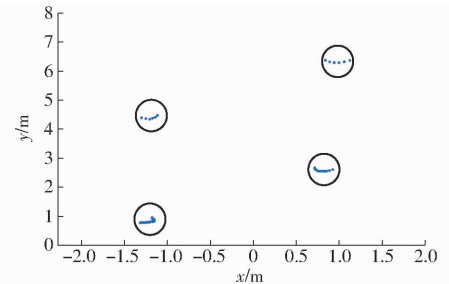


图12 地面和杂草干扰排除后的结果

Fig.12 Results after ground and weed interference removal

3 结论

(1)主要分析了在存在斜坡及杂草干扰的环境中,利用二维激光雷达获取环境信息、并基于自适应密度聚类的树干检测算法。数据预处理中,在排除噪声点及无法利用的数据点后,然后利用地面及杂草数据点的特点排除对树干检测的干扰。

(2)试验表明,在无干扰情况下,对树干的误检率为0.76%、漏检率为1.90%、平均正确率为97.3%;在只存在地面干扰的情况下,树干检测平均正确率为96.1%;在只存在杂草干扰和同时存在地面和杂草干扰的情况下,树干检测平均正确率分别为91.4%和91.9%;综合以上各种情况的树干检测平均正确率为95.5%,说明在具有干扰情况下树干检测正确率较高,对存在斜坡及杂草干扰的乔化果园环境适应性较强,可用于丘陵地区树干较明显的乔化果园中的树干检测。由于单线激光雷达传感器单一、信息量较小,对于误判情况及更细果树的检测,后续研究中可融合视觉进行检测。

参 考 文 献

- [1] 张鹏,张丽娜,刘铎,等. 农业机器人技术研究现状[J]. 农业工程, 2019, 9(10):1-12. ZHANG Peng, ZHANG Li'na, LIU Duo, et al. Research status of agricultural robot technology [J]. Agricultural Engineering, 2019, 9(10):1-12. (in Chinese)
- [2] 闫全涛,李丽霞,邱权,等. 小型移动式农业机器人研究现状及发展趋势[J]. 中国农机化学报, 2019, 40(5):178-186. YAN Quantao, LI Lixia, QIU Quan, et al. Research status and development trends of small-mobile agricultural robots [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2019, 40(5):178-186. (in Chinese)
- [3] 雷王利,陈军. 果园挖坑施肥机与控制系统设计[J]. 农机化研究, 2013, 35(2):105-107.

- LEI Wangli, CHEN Jun. The design of orchard digging fertilizing machine and control system [J]. *Journal of Agricultural Mechanization Research*, 2013, 35(2):105–107. (in Chinese)
- [4] MICHEL P. Robotic tree trimmer: US008490372B2 [P]. 2013–07–23.
- [5] KANG F, PIERCE F J, WALSH D B, et al. An automated trailer sprayer system for targeted control of cutworm in vineyards [J]. *Transactions of the ASABE*, 2012, 55(5):2007–2014.
- [6] YUE Shen, ZHU Heping, OZKAN H E. Development of a variable-rate sprayer with laser scanning sensor to synchronize spray outputs to tree structures [J]. *Transactions of the ASABE*, 2012, 55(3):773–781.
- [7] 张梦娇. 基于双目视觉技术的果园割草机避障系统设计 [D]. 保定: 河北农业大学, 2019.
ZHANG Mengjiao. Design of obstacle avoidance system of orchard lawn mower based on binocular vision technology [D]. Baoding: Hebei Agricultural University, 2019. (in Chinese)
- [8] 刘波, 杨长辉, 熊龙焯, 等. 果园自然环境下采摘机器人路径识别方法 [J]. *江苏农业学报*, 2019, 35(5):1222–1231.
LIU Bo, YANG Changhui, XIONG Longye, et al. Path recognition method of picking robot based on orchard natural environment [J]. *Jiangsu Journal of Agricultural Sciences*, 2019, 35(5):1222–1231. (in Chinese)
- [9] 毛方东. 丘陵山地采摘机器人移动平台结构与视觉导航研究 [D]. 重庆: 重庆理工大学, 2017.
MAO Fangdong. Structure design and vision navigation research on mobile platform of picking robot in the hills and mountains [D]. Chongqing: Chongqing University of Technology, 2017. (in Chinese)
- [10] 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/OL]. *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/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(1):221–229. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20200124&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.01.024. (in Chinese)
- [11] NAGHAM S, TOBIAS L, CHERYL M C, et al. Orchard mapping and mobile robot localisation using on-board camera and laser scanner data fusion—Part A: tree detection [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2015, 119:254–266.
- [12] 占求香. 成熟柑橘识别与树干轮廓提取方法的研究与实现 [D]. 长沙: 湖南大学, 2012.
ZHAN Qiuxiang. The realization and research on the method of mature orange recognition and trunk contour extraction [D]. Changsha: Hunan University, 2012. (in Chinese)
- [13] 于金霞, 蔡自兴, 邹小兵, 等. 移动机器人导航中激光雷达测距性能研究 [J]. *传感技术学报*, 2006, 19(2):356–360.
YU Jinxia, CAI Zixing, ZOU Xiaobing, et al. Research on ranging performance of laser scanner in the navigation of mobile robot [J]. *Journal of Transduction Technology*, 2006, 19(2):356–360. (in Chinese)
- [14] 姚小勇, 朱德灿. 传感器在无人驾驶汽车中的应用研究 [J]. *林业机械与木工设备*, 2020, 48(1):32–35.
YAO Xiaoyong, ZHU Decan. Research on application of sensors in driver-less vehicles [J]. *Forestry Machinery & Woodworking Equipment*, 2020, 48(1):32–35. (in Chinese)
- [15] STAVROS V, SPYROS F, SIMON B, et al. Combining reactive and deterministic behaviours for mobile agricultural robots [J]. *Operational Research*, 2005, 5(1):153–163.
- [16] BARGOTI S, UNDERWOOD J P, NIETO J I, et al. A pipeline for trunk localization using lidar in trellis structured orchards [C]//SICILIANO B, KHATIB O. *Field and service robotics*. Switzerland: Springer International, 2015:455–468.
- [17] 刘沛. 基于激光导航的果园拖拉机自动控制系统研究 [D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2011.
LIU Pei. Automatic control system of orchard tractor based on laser navigation [D]. Yangling: Northwest A&F University, 2011. (in Chinese)
- [18] 王亚雄, 康峰, 李文彬, 等. 面向立木识别的有效 K-均值聚类算法研究 [J/OL]. *农业机械学报*, 2017, 48(3):230–237.
WANG Yaxiong, KANG Feng, LI Wenbin, et al. Effective K-means clustering algorithm for tree trunk identification [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(3):230–237. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170329&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.03.029. (in Chinese)
- [19] 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)
- [20] 曾丽娜. 车载视觉系统中障碍物检测与识别方法研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2016.
ZENG Li'na. Research on obstacle detection and identification for on-board vision systems [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2016. (in Chinese)
- [21] XU Xiaobin, CHENG Long, TAN Zhiying, et al. Design of two-dimensional laser radar system [C]// *Applied Optics and Photonics China*, 2019.
- [22] 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)
- [23] 巴建军. 基于 DBSCAN 算法的异常检测方法研究 [D]. 天津: 中国民航大学, 2019.
BA Jianjun. Research on anomaly detection method based on DBSCAN algorithm [D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2019. (in Chinese)
- [24] 蒙庆华, 林辉, 王革, 等. 激光雷达工作原理及发展现状 [J]. *现代制造技术与装备*, 2019(10):155–157.
MENG Qinghua, LIN Hui, WANG Ge, et al. Laser radar operating principle and development status [J]. *Modern Manufacturing Technology and Equipment*, 2019(10):155–157. (in Chinese)
- [25] 姜成昊, 杨进华, 张丽娟, 等. 新型多普勒成像激光雷达原理设计与仿真 [J]. *红外与激光工程*, 2014, 43(2):411–416.
JIANG Chenghao, YANG Jinhua, ZHANG Lijuan, et al. Schematic design and simulation of new Doppler imaging laser radar [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(2):411–416. (in Chinese)
- [26] 王典, 刘晋浩, 王建利. 基于系统聚类的林地内采育目标识别与分类 [J]. *农业工程学报*, 2011, 27(12):173–177.
WANG Dian, LIU Jinhao, WANG Jianli. Identification and classification of scanned target in forest based on hierarchical cluster [J]. *Transactions of the CSAE*, 2011, 27(12):173–177. (in Chinese)