doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.08.024

果园移动机器人激光雷达双源信息融合实时导航方法

刘　慧　段云鹏　沈　跃
(江苏大学电气信息工程学院, 镇江 212013)

摘要: 为提高林果园移动机器人导航系统的精确性与鲁棒性,提出一种基于激光雷达三维点云的果园行间高低频双源信息融合实时导航方法。首先,喷雾机器人搭载三维激光雷达采集两侧果树点云信息,对原始点云数据进行直通滤波、降采样和统计滤波等预处理,保留感兴趣区域内果树冠层点云;然后,将分别基于高频更新的牛顿插值算法和低频更新的非线性支持向量机(Non-linear support vector machine,NSVM)算法拟合的行间导航线进行互补融合;最后,在导航线切换时,对融合后导航线的稳定性进行优化,并使用三次 B 样条算法使导航线平滑。实验结果表明:融合优化后的导航线最大曲率为 0.048 m^{-1},平均曲率为 0.018 m^{-1};分别以 0.5 m/s 和 1.0 m/s 的行驶速度对融合优化后的导航线进行跟踪,绝对横向偏差最大值分别为 0.104 m 和 0.130 m,平均值分别为 0.053 m 和 0.049 m,说明该导航方法能够满足作业装备在果园行间自主导航作业的需求,为喷雾机器人在果园环境中的自主导航提供技术参考。

关键词: 果园机器人; 激光雷达; 自主导航; 树行拟合; 非线性支持向量机; 导航线融合
中图分类号: TP242.6　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2023)08-0249-10　　**OSID**:

Real-time Navigation Method of Orchard Mobile Robot Based on Laser Radar Dual Source Information Fusion

LIU Hui　DUAN Yunpeng　SHEN Yue
(*School of Electrical and Information Engineering*, *Jiangsu University*, *Zhenjiang* 212013, *China*)

Abstract: In order to improve the accuracy and robustness of the navigation system of forest orchard mobile robot, a real-time navigation method was proposed based on high and low frequency dual source information fusion between orchard rows based on laser radar three-dimensional point cloud. Firstly, the spray robot carried a 3D laser radar to collect the point cloud information of the fruit trees on both sides, and the original point cloud data were preprocessed such as through filtering, down sampling, and statistical filtering, so as to retain the point cloud of the fruit tree canopy in the region of interest. Then the inter row navigation lines fitted by the Newton interpolation algorithm based on high-frequency update and the non-linear support vector machine (NSVM) algorithm based on low-frequency update were complementary fused. Finally, when the navigation line was switched, the stability of the merged navigation line was optimized, and a cubic B-spline algorithm was used to smooth the navigation line. The experimental results showed that the maximum curvature of the fusion optimized navigation line was 0.048 m^{-1}, and the average curvature was 0.018 m^{-1}. The fusion optimized navigation line was tracked at the speed of 0.5 m/s and 1.0 m/s, respectively, and the maximum absolute lateral deviation was 0.104 m and 0.130 m, and the average value was 0.053 m and 0.049 m, respectively, which showed that this navigation method can meet the requirements of autonomous navigation of operating equipment between rows in the orchard, which provided a technical reference for autonomous navigation of spray robots in the orchard environment.

Key words: orchard robot; laser radar; autonomous navigation; tree row fitting; nonlinear support vector machine; navigation line fusion

收稿日期: 2023-01-03　修回日期: 2023-04-01
基金项目: 国家自然科学基金项目(32171908)和江苏高校优势学科项目(PAPD)
作者简介: 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

植保机械作业是现代化农业经济发展的前提，是林果园增效的重要保障[1-2]。林果园机械自主导航是农业移动机器人研究的一个重要组成部分，对我国农业机械智能化、农业生产精细化有着重大的促进作用[3-6]。

机器人自主导航是根据自身传感器所获取的周围环境信息，规划出前进路线并对自身进行控制，实现自主行驶[7-8]。目前广泛使用的导航传感器有全球卫星导航系统(Global navigation satellite system，GNSS)、惯性测量单元(Inertial measurement unit，IMU)、视觉相机、激光雷达等[9-12]。ZHANG 等[13]使用北斗卫星导航系统和 IMU 实现果园中定位，利用误差状态卡尔曼滤波方法提高定位精度，但是存在果树遮挡导致定位信号丢失的问题。OPIYO 等[14]使用 RealSense 相机获取果树信息，通过提取地面图像的中轴线作为导航路径。张振乾等[15]在香蕉园中采用改进 K-means 算法将道路两侧香蕉树分离，基于最小包围矩阵提取导航路径。但机器视觉导航技术受光照强度、视角范围等条件限制较大。

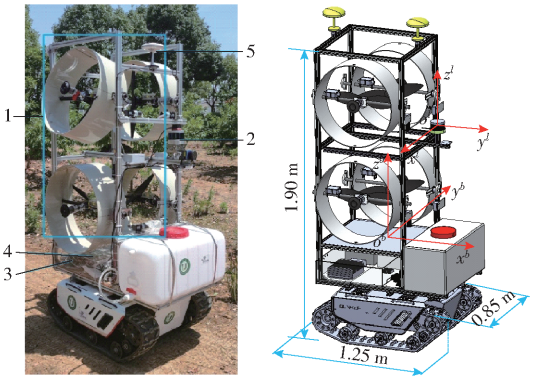
激光雷达传感器能精准获取环境的距离信息，相比于视觉相机传感器，具有测距精度高、抗干扰能力强等优点[16-18]。二维激光雷达因成本较低而被一些学者广泛使用。ZHANG 等[19]对二维激光点云建立了不同的过滤阈值，有效消除二维激光点云数据的离散点，并基于最小二乘法对导航路径进行拟合。李秋洁等[20]采用二维激光雷达获取树干信息，提出两步树行分割法获取相邻树行数据，将树行中心线作为导航路径，但该方法只进行了仿真实验。刘星星等[21]使用二维激光雷达融合姿态传感器进行数据校正，利用最小二乘法拟合树行，结合支持向量机(Support vector machine，SVM)算法，预测果园行间中心线。二维激光扫描仪在果园导航中存在感知信息量少、无法应对枝叶茂密或果树相连成片的复杂果园环境等问题[22-23]，更多学者采用三维激光雷达作为导航传感器。MENGOLI 等[24]使用三维激光雷达检测树干信息并通过霍夫变换方法拟合树行。LIU 等[25]使用随机采样一致性方法拟合树行。杨洋等[26]提出基于感兴趣区域(Region of interest，ROI)的甘蔗垄间导航线实时提取算法，其中甘蔗垄行拟合采用最小二乘算法。刘伟洪等[27]使用挖空打断后的树墙体心等效树干位置，根据左右树行的最佳平行度对随机采样一致性算法与最小二乘法拟合的树行进行互补融合并求其中心线得到导航线。以上研究多以检测单株或作物行为主，规划路径为直线，不利于躲避行间果树冠层与行人等障碍物。胡广锐等[28]在直线路径的基础上加入了改进人工势场法，但未对改进后的导航路径进行优化，不利于农业机械行走跟踪控制。

相较于二维激光雷达，三维激光雷达具有检测距离远(100 m)、感知信息丰富等优点，三维点云数据可同时用于导航线提取、障碍物检测与识别、对靶喷雾和即时定位与地图构建(Simultaneous localization and mapping，SLAM)等，因此，本文以三维激光雷达作为导航传感器，提出一种果园行间路径提取方法。对果园三维点云数据进行直通滤波、降采样和离群点去除等预处理，使用牛顿插值方法和非线性支持向量机方法提取行间导航线；为了提升系统的鲁棒性与容错率，将高频更新的插值导航线与低频更新的 NSVM 导航线进行互补融合，并对融合后导航线进行优化；基于履带式差速模型，采用纯跟踪算法对最终导航线进行跟踪。

1 材料与方法

1.1 果园移动机器人导航系统

本研究以履带式移动机器人为实验平台，其外形尺寸(长×宽×高)为 1.25 m×0.85 m×1.90 m，如图 1a 所示。果园移动机器人主要由履带式移动底盘(bunker 型，深圳市松灵机器人)、中央计算机(英特尔酷睿八代 i7-8565u)、三维激光雷达(VLP-16，Velodyne 公司)、组合导航系统(高精度组合导航系统 X1，北云科技)和变量喷雾系统组成。其中履带式移动底盘使用无刷直流电机驱动，符合差速运动模型，轴距为 0.68 m，最大行驶速度为1.5 m/s。三维激光雷达具体参数如表 1 所示，安装于机器人前方，距离地面 1.25 m，激光雷达坐标系 $x^l y^l z^l$ 与车体坐标系 $x^b y^b z^b$ 如图 1b 所示。



(a) 硬件示意图 (b) 局部坐标系示意图

图 1 移动机器人平台

Fig. 1 Platform of mobile robot

1. 变量喷雾系统框架 2. VLP-16 激光雷达 3. 中央计算机 4. 高精度组合导航 X1 5. GPS 接收天线

表 1　Velodyne VLP－16 型三维激光雷达参数

Tab. 1　Parameters of Velodyne VLP－16 LiDAR

参数	数值
测距范围/m	0～100
精度/cm	±3
水平视角/(°)	360
垂直视角/(°)	30(－15～15)
水平分辨率/(°)	0.1～0.4
垂直分辨率/(°)	2
帧率/Hz	5～20

本研究使用中央计算机装载 Ubuntu 18.04 LTS 操作系统，并基于机器人操作系统(Robot operating system，ROS)与点云库(Point cloud library，PCL)进行开发。果园移动机器人运动控制系统如图 2 所示，使用三维激光雷达实时获取树木点云数据，通过以太网口传输至中央计算机，进行点云处理、导航线规划和轨迹跟踪等运算，将控制指令通过 CAN 通信发送至下位机，实现移动机器人行走控制。

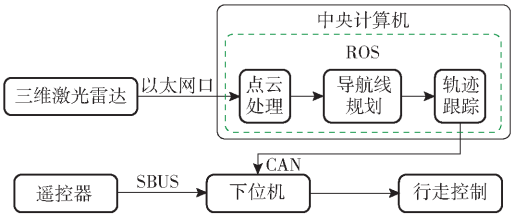


图 2　移动机器人运动控制系统原理图

Fig. 2　Mobile robot motion control system schematic

1.2　点云预处理

首先进行坐标变化，将激光雷达坐标系下的原始点云转换至车体坐标系下，记原始点云中第 i 个点为 $\boldsymbol{p}_i^l(x_i^l,y_i^l,z_i^l)$，转换至车体坐标系下的第 i 个点为 $\boldsymbol{p}_i^b(x_i^b,y_i^b,z_i^b)$，计算方法为

$$\begin{bmatrix} x_i^b \\ y_i^b \\ z_i^b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i^l \\ y_i^l \\ z_i^l \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta z \end{bmatrix} \tag{1}$$

式中　$(\Delta x,\Delta y,\Delta z)$——平移向量

三维激光雷达每帧原始点云数据理论上有 28 800 个点，为减少计算量和无关点对路径规划的影响，需要对点云数据进行预处理。调用点云库中的相应函数，设定合理的阈值参数，对三维点云进行感兴趣区域(Region of interest，ROI)划分、下采样和去除离群点等处理。

1.3　插值导航线拟合

使用 DBSCAN 聚类方法对预处理后的三维点云进行聚类，使用果树点云的中心位置表示果树位置，对左右两侧果树位置进行牛顿插值，得到两侧树行曲线，取树行曲线中心线为插值导航线。

DBSCAN 聚类是一种基于密度的聚类算法，能够把具有足够高密度的区域划分为簇[29]；KD－Tree(K-dimension tree)是一种平衡二叉树，基于 KD－Tree 的近邻查询算法可以加快聚类时的搜索速度[30－31]。使用一帧三维点云数据构建 KD－Tree，将点云数据中同一棵树的点云数据存放在一个容器中，因为激光雷达的扫描特性，同一棵果树单次扫描只能获取果树单侧轮廓的点云信息，本文采用单棵果树点云中心表示果树位置以减小偏差，果树的等效位置 $\boldsymbol{O}_i(x_{Oi},y_{Oi},z_{Oi})$ 为

$$\begin{cases} x_{Oi} = \dfrac{x_{\max}+x_{\min}}{2} \\ y_{Oi} = \dfrac{y_{\max}+y_{\min}}{2} \\ z_{Oi} = 0 \end{cases} \tag{2}$$

式中　$x_{\max}$、$x_{\min}$——单棵果树 x 轴最大、最小值

$y_{\max}$、$y_{\min}$——单棵果树 y 轴最大、最小值

为了减少计算量，将果树位置投影至车体坐标系的 $x^bo^by^b$ 平面。根据果树位置 y 轴坐标的正负可以划分为左侧果树和右侧果树。以单侧果树位置为节点，建立差商表，进行牛顿插值，如图 3 所示，其中 x 轴方向均匀插入树行点，y 轴方向使用牛顿插值法进行计算。取左右两侧树行曲线的中心线为插值导航线 $W_p=\{\boldsymbol{w}_{p_i}\mid i=0,1,2,\cdots\}$，导航线第 i 个导航点 $\boldsymbol{w}_{p_i}(x_{wp_i},y_{wp_i})$ 坐标为

$$\begin{cases} x_{wp_i} = \delta i \quad (i=0,1,2,\cdots) \\ y_{wp_i} = \dfrac{y_{left_i}+y_{right_i}}{2} \end{cases} \tag{3}$$

式中　δ——间隔系数

y_{left_i}——左侧第 i 个树行点 y 轴坐标

y_{right_i}——右侧第 i 个树行点 y 轴坐标

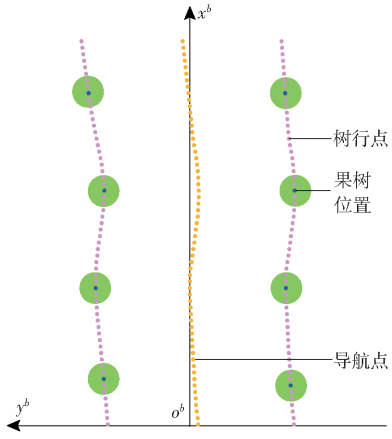


图 3　插值导航线拟合

Fig. 3　Fitting of interpolated navigation line

1.4　NSVM 导航线拟合

SVM 属于机器学习监督算法中的统计分类方

法,是一种二分类模型[21,32]。本文采用非线性支持向量机的方法,对左右果树冠层点云进行二分类,在树行中间寻找一条与两侧树冠点云间隔最大化的最优分类线,以此分割线为 NSVM 导航线。

为减少训练时间,对预处理后点云再次进行下采样和离群点去除。对二次处理后的每个点 $P_i(x_{P_i},y_{P_i})$ 添加标签 t_i

$$t_i=\begin{cases}1 & (y_{P_i}\geqslant 0)\\ -1 & (y_{P_i}<0)\end{cases} \tag{4}$$

训练样本集 $D=\{(P_1,t_1),(P_2,t_2),\cdots,(P_m,t_m)\}$,$t_i\in\{-1,1\}$,$m$ 为二次处理后点云数量。在基于训练样本集 D 的样本空间中,将样本集映射至一个更高维的特征空间,$\boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{T}}(P_i)\boldsymbol{\Phi}(P_j)$ 为样本 P_i 与 P_j 映射到特征空间之后的内积,选取高斯核函数

$$\kappa(P_i,P_j)=\exp\left(-\frac{\|P_i-P_j\|^2}{2\sigma^2}\right)=\boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{T}}(P_i)\boldsymbol{\Phi}(P_j)$$

表示其内积,其中 $\sigma>0$ 为高斯核带宽。

在经过训练之后,对于车体坐标系 x^by^b 平面中的任一点 $p_k(x_{p_k},y_{p_k})$,都可以预测其标签 t_k,若 $|t_k|=0$,则 p_k 位于最大间隔分隔线上。在 x 轴方向上均匀地选择最大间隔分隔线上的点,将其连接成 NSVM 导航线 $W_s=\{\boldsymbol{w}_{s_i}|i=0,1,2,\cdots\}$,NSVM 导航线中第 i 个导航点 $\boldsymbol{w}_{s_i}(x_{ws_i},y_{ws_i})$ 坐标为

$$\begin{cases}x_{ws_i}=\delta i & (i=0,1,2,\cdots)\\ y_{ws_i}=y_{p_k} & (|t_k|=0,x_{p_k}=\delta i)\end{cases} \tag{5}$$

式中 y_{p_k}——点 p_k 的 y 轴坐标

t_k——点 p_k 的预测标签,为 0

x_{p_k}——点 p_k 的 x 轴坐标

1.5 导航线融合

插值导航线是以果树中心位置信息生成的导航线,未考虑果树边缘点信息,NSVM 导航线是以果树边缘点信息生成的导航线,未考虑果树中心位置信息,因此两种方法在果园树行中形成互补。牛顿插值算法计算量较小,计算频率较高,NSVM 算法计算量较大,计算频率较低,本文将高频更新的插值导航线与低频更新的 NSVM 导航线进行融合,融合方法为:接收到一帧点云新数据时,更新插值导航线,若此时上一帧 NSVM 导航线还未计算完毕,则不更新 NSVM 导航线,若已计算完毕,则更新 NSVM 导航线。记融合后导航线为 $W_t=\{\boldsymbol{w}_{t_i}|i=0,1,2,\cdots\}$,融合后导航线上第 i 个导航点为 $\boldsymbol{w}_{t_i}(x_{wt_i},y_{wt_i})$,在计算插值导航线与 NSVM 导航线时,设置两者在 x 轴方向的间隔系数 δ 相等,即

$$x_{wt_i}=x_{wp_i}=x_{ws_i}=\delta i\quad(i=0,1,2,\cdots) \tag{6}$$

以插值导航线为基准,将 NSVM 导航线进行融合,首先找到插值导航线与 NSVM 导航线之间的最大横向距离 $\dot{y}_{wps}$

$$\dot{y}_{wps}=\max|y_{wp_i}-y_{ws_i}| \tag{7}$$

然后对两导航线上对应导航点的横向距离进行归一化,有

$$\rho=\frac{|y_{wp_i}-y_{ws_i}|}{\dot{y}_{wps}} \tag{8}$$

式中 ρ——归一化后权重

以归一化后结果计算权重

$$y_{wt_i}=(1-0.5\rho)y_{wp_i}+0.5\rho y_{ws_i} \tag{9}$$

插值导航线权重一直保持在 0.5 以上,若插值导航线与 NSVM 导航线的横向距离较小,则插值导航线权重较重,融合后导航线更接近插值导航线;反之,两者权重接近 0.5,融合后导航线接近两者中间;在插值导航线与 NSVM 导航线横向距离最大处,两者权重都为 0.5,融合后导航线在两者中间。

1.6 导航线优化

在不考虑机器人初始位置时可以计算出行间导航线,但是在后续进行轨迹跟踪时,需要对导航线进行优化,使导航线起点与机器人位置重合,即导航线经过车体坐标系原点,本文使用线性化的方法,重新计算融合后导航线前 2 m 内导航点的坐标:记 $x=2$ m 处的导航点为 $\boldsymbol{w}_{t_{d2}}(x_{wt_{d2}},y_{wt_{d2}})$,优化后的每个导航点 x 轴坐标值不变,y 轴坐标值 y_{wt_i} 为

$$y_{wt_i}=\begin{cases}y_{wt_{d2}}\dfrac{x_{wt_i}}{x_{wt_{d2}}} & (x_{wt_i}\leqslant 2\text{ m})\\ y_{wt_i} & (x_{wt_i}>2\text{ m})\end{cases} \tag{10}$$

对融合后导航线进行稳定化,使用队列存储最近 5 组融合后导航线$\{W_t^{(1)},W_t^{(2)},\cdots,W_t^{(5)}\}$,根据队列先进先出的特性,若获得一组最新的融合后导航线,则丢弃最早的一组。使用随机采样一致性方法去除 5 组导航线中发生跳变的 1 组或 2 组,对剩余的比较稳定的导航线进行平均化处理,得到稳定后导航线 $W_{ft}=\{\boldsymbol{w}_{ft}|i=0,1,2,\cdots\}$,稳定后导航线上第 i 个导航点 $\boldsymbol{w}_{ft_i}(x_{wft_i},y_{wft_i})$ 坐标为

$$\begin{cases}x_{wft_i}=\delta i & (i=0,1,2,\cdots)\\ y_{wft_i}=\dfrac{y_{wt1_i}+y_{wt2_i}+\cdots+y_{wtn_i}}{n} & (0<n\leqslant 5)\end{cases} \tag{11}$$

式中 n——5 组导航线剔除发生跳变导航线后,保留下的导航线数量

y_{wt1_i}——队列中第 1 组融合后导航线上第 i 个导航点的 y 轴坐标

在接收到一帧新点云数据后,会生成一条新的稳定后导航线 W_{ft}^{new},此时机器人会舍弃掉上一帧点

云计算的稳定后导航线 W_{ft}^{last}，在进行导航线切换时，机器人航向角会发生突变，因此将连续两帧点云计算的稳定后导航线进行融合，保证机器人前进过程中的连续性和平稳性。融合方法为

$$y_{wft_i}=\begin{cases}0.8y_{wft_i}^{new}+0.2y_{wft_i}^{last} & (0\leqslant x_{wft_i}\leqslant 1)\\ y_{wt_{d1}}^{new}+(y_{wt_{d2}}^{new}-y_{wt_{d1}}^{new})\dfrac{x_{wft_i}^{new}-x_{wt_{d1}}^{new}}{x_{wt_{d2}}^{new}-x_{wt_{d1}}^{new}} & (1<x_{wft_i}\leqslant 2)\\ y_{wft_i}^{new} & (2<x_{wft_i})\end{cases} \tag{12}$$

式中　$(x_{wft_i}^{new},y_{wft_i}^{new})$——新一帧导航线第 i 个导航点的坐标

$y_{wft_i}^{last}$——上一帧导航线第 i 个导航点 y 轴坐标

对于 0 ~ 1 m 内的导航点，进行加权处理，新一帧导航线权重为 0.8，上一帧导航线权重为 0.2；对于 1 ~ 2 m 内的导航点，使用线性插值方法生成；对于 2 m 以后的导航点，使用新一帧导航线的点来替代。记新的稳定导航线上 $x=1$ m 处的导航点为 $\boldsymbol{w}_{ft_{d1}}^{new}(x_{wt_{d1}}^{new},y_{wt_{d1}}^{new})$，$x=2$ m 处的导航点为 $\boldsymbol{w}_{ft_{d2}}^{new}(x_{wt_{d2}}^{new},y_{wt_{d2}}^{new})$。

对融合后导航线进行平滑处理，本文采用三次准均匀 B 样条算法。若平面中有 4 个点 $\boldsymbol{p}_0$、$\boldsymbol{p}_1$、$\boldsymbol{p}_2$、$\boldsymbol{p}_3$，则三次准均匀 B 样条插值的方程为

$$p(t)=\frac{1}{6}\begin{bmatrix}t^3 & t^2 & t & 1\end{bmatrix}\begin{bmatrix}-1 & 3 & -3 & 1\\ 3 & 6 & 3 & 0\\ -3 & 0 & 3 & 0\\ 1 & 4 & 1 & 0\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\boldsymbol{p}_0\\ \boldsymbol{p}_1\\ \boldsymbol{p}_2\\ \boldsymbol{p}_3\end{bmatrix}\quad(t\in[0,1]) \tag{13}$$

式中　t——插值的间隔比例，为插值数量的倒数

本文仅对导航点进行优化，不进行插值，所以设置 $t=0$。要使三次 B 样条优化后导航点的数量不会减少，且优化后的导航线经过优化前的导航线的起点和终点，需要构造新的点 $\boldsymbol{p}_0'=2\boldsymbol{p}_0-\boldsymbol{p}_1$ 与 $\boldsymbol{p}_n'=2\boldsymbol{p}_n-\boldsymbol{p}_{n-1}$，其中 n 为融合后导航点的数量，分别将 $\boldsymbol{p}_0'$ 添加到 $\boldsymbol{p}_0$ 之前，将 $\boldsymbol{p}_n'$ 添加到 $\boldsymbol{p}_n$ 之后。平滑后导航点为

$$\begin{cases}x_{wft_i}=\delta i & (i=0,1,2,\cdots)\\ y_{wft_i}=\dfrac{1}{6}y_{wft_i}+\dfrac{2}{3}y_{wft_{i+1}}+\dfrac{1}{6}y_{wft_{i+2}}\end{cases} \tag{14}$$

至此，导航线融合与优化全部完成。

1.7　轨迹跟踪

机器人移动底盘为履带式结构，满足差速运动学模型，如图 4 所示，采用纯跟踪算法进行轨迹跟踪，在前视距离 l 处的行驶目标轨迹上选取跟踪点 P，机器人从当前位置 O 前进至点 P 的路径可以近似看作一段半径为 R 的圆弧，R 即机器人转弯半径，根据三角函数关系有

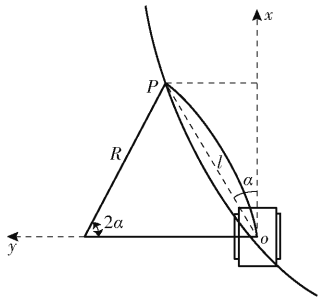


图 4　差速运动学模型示意图

Fig. 4　Schematic of differential kinematics model

$$\frac{l}{\sin(2\alpha)}=\frac{R}{\sin\left(\frac{\pi}{2}-\alpha\right)} \tag{15}$$

式中　l——前视距离　　α——航向偏差

化简后有

$$R=\frac{l}{2\sin\alpha} \tag{16}$$

机器人前进线速度 v 为恒定速度，转弯角速度 ω 与前进线速度 v 之间的关系为

$$\omega=\frac{v}{R} \tag{17}$$

结合式(16)与式(17)可求得

$$\omega=\frac{2v\sin\alpha}{l} \tag{18}$$

2　实验

本研究在江苏省镇江市丹徒区林果园内(32.12°N，119.27°E)和江苏大学校园内(32.22°N，119.51°E)进行行间自主导航实验，如图 5 所示，丹徒区林果园内两侧为桂花树，行距约 6.2 m，株距 3.0 ~ 3.2 m，随机选择 5 棵桂花树进行测量，可知树高为 3.0 ~ 3.5 m，树宽为 1.2 ~ 1.6 m，树木大小基本一致，树行呈直线，路面较崎岖；江苏大学内实验场景两侧植株为樱花树，行距为 5.5 m，株距为 2.5 ~ 3.5 m，经测量可知树高为 2.1 ~ 3.0 m，树宽为 1.5 ~ 2.2 m，树木大小略有差距，树行呈“S”形曲线，路面较平坦；符合本研究实验要求。实验时选择相同的起始位置，分别使用插值导航线、NSVM 导航线和融合后导航线进行导航，并使用纯跟踪算法进行跟踪，每种方法重复 3 次，记录导航线与行驶轨迹。

2.1　点云预处理结果

对原始激光点云进行坐标变换，手动测量车体坐标系到激光坐标系之间的平移向量$(\Delta x,\Delta y,\Delta z)=(0.35\text{ m},0,1.25\text{ m})$，代入式(1)，将点云转换到车

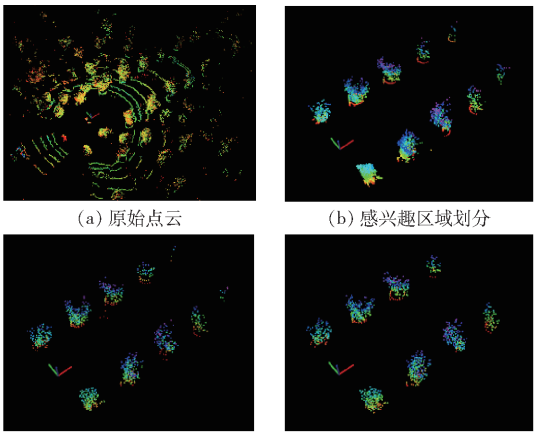


(a) 林果园场景 (b) 江苏大学内场景

图 5 实验场景

Fig. 5 Experimental scene

体坐标系下,后续所有计算都是在车体坐标系下进行。通过 PCL 点云库中直通滤波算法划分感兴趣区域,林果园场景设置滤波范围在 x 轴方向上为(0,12.0 m),在 y 轴方向上为(-4.0 m,4.0 m),在 z 轴方向上为(-0.7 m,2.25 m);江苏大学内场景设置滤波范围在 x 轴方向上为(0,12.0 m),在 y 轴方向上为(-3.5 m,3.5 m),在 z 轴方向上为(-0.7 m,2.25 m),保留范围内点云数据。使用体素化网格方法实现下采样,在减少点云数量的同时保持点云的形状特性,本文两种场景中都设置体素为边长 0.1 m 的立方体。使用统计滤波方法移除噪声点与离群点,本文上述场景中都设置 k 临近搜索点数为 50 个,判定阈值为 1.0 倍标准差。林果园场景点云预处理结果如图 6 所示。



(a) 原始点云 (b) 感兴趣区域划分

(c) 下采样 (d) 统计滤波

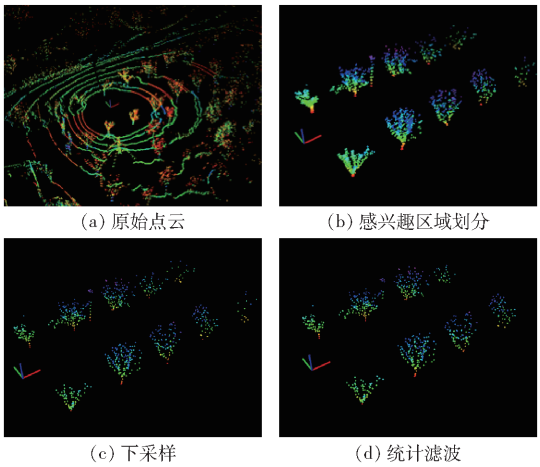
图 6 林果园场景点云预处理结果

Fig. 6 Results of point cloud preprocessing in field of orchard

江苏大学校园内场景点云预处理结果如图 7 所示。

三维激光原始点云为每帧约包含 28 800 个点,林果园场景中去除无效点后约包含 17 000 个点,感兴趣区域内包含 3 000 ~ 5 500 个点,下采样后包含 1 100 ~ 1 300 个点,去除离群点后包含 800 ~ 1 000 个点;江苏大学内场景中去除无效点后约包含 15 000 个点,感兴趣区域内包含 1 000 ~ 3 000 个点,下采样后包含 400 ~ 600 个点,去除离群点后包含 300 ~ 500 个点。

感兴趣区域划分后,x 轴保留机器人前方 12 m



(a) 原始点云 (b) 感兴趣区域划分

(c) 下采样 (d) 统计滤波

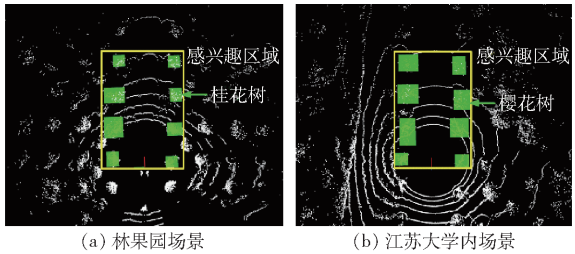
图 7 江苏大学内场景点云预处理结果

Fig. 7 Results of point cloud preprocessing in field of UJS

范围内点云信息,去除较远距离点云与机器人后方点云,y 轴范围保留左右两侧树行点云信息,去除隔壁树行的点云,z 轴去除地面点云,激光安装高度为 1.25 m,因此可以保留 0.55 m 以上树木点云,针对本文中两种实验场景,都可以有效保留树木冠层点云。下采样和统计滤波后点云数量可以减少至 1 000 以下,下降约 96.5%,极大地减少了计算量,并成功保留了树木冠层轮廓信息,为后续导航线提取做准备。

2.2 插值导航线

使用 DBSCAN 方法对预处理后点云进行聚类,设置聚类近邻搜索的搜索半径为 0.5 m,在三维点云数据预处理后,林果园场景中一帧点云的数量有 800 ~ 1 000 点,一棵桂花树的平均点云数量为 100 ~ 140 点,因此设置 DBSCAN 算法中每一类的点云数目最少为 80,最多为 200;按照同样的方法,江苏大学内场景中设置每一类的点云数目最少为 40,最多为 150,如图 8 所示,在感兴趣区域内每棵樱花树的点云都可以成功聚为一类,使用外接立方体将每一类进行标记。



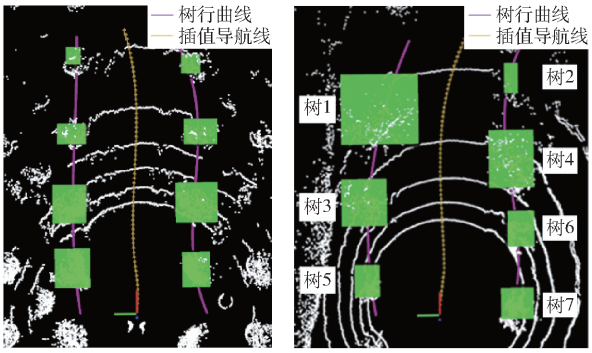
(a) 林果园场景 (b) 江苏大学内场景

图 8 点云聚类效果

Fig. 8 Clustering effects of point cloud

采用式(2)中的方法计算每棵树木在车体坐标系下的位置,设置式(3)中的间隔系数 $\delta = 0.2$,即插值导航线上相临两导航点间的 x 轴距离为 0.2 m,感兴趣区域在 x 轴方向为 0 ~ 12 m,所以插值导航线共

包含 61 个导航点。经过测试，插值算法的代码运行时间为 0.022 s，所以设置插值算法的代码运行频率为 10 Hz，与激光雷达频率相同。林果园场景中树行拟合与插值导航线计算结果如图 9a 所示，导航线与左右两侧桂花树中心的距离相同，但在感兴趣区域内单侧只能检测到 3 ~ 5 棵桂花树，以此为节点进行插值，所得到的树行曲线曲率变化较大，在树行曲线的首尾端曲率变化最大，因此，单独使用牛顿插值方法生成的导航线在首尾端存在曲率过大的问题。如图 9b 所示，在樱花树大小不均匀的校园内场景中，插值导航线与较大樱花树（树 1）间的距离小于机器人宽度的一半，会发生机器人与樱花树冠层碰撞的问题。



（a）林果园场景　　（b）江苏大学内场景

图 9　插值导航线

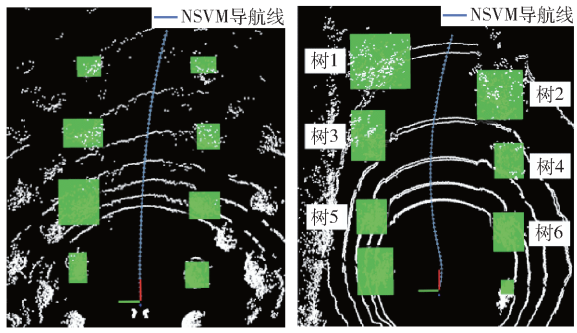
Fig. 9　Interpolated navigation line

2.3　NSVM 导航线

对预处理后的点云再次进行降采样和统计滤波，体素网格降采样方法中设置网格为 0.2 m × 0.2 m × 1 m 的立方体，统计滤波器中 k 临近搜索点数为 30 个，判定阈值为 1.0 倍标准差，二次处理后点云数量减少至 80 左右。本文设置 NSVM 的高斯核带宽 $\sigma = 7$，式（5）中的间隔系数 $\delta = 0.2$，与式（3）中相同。每帧点云训练和 NSVM 导航线提取时间约为 0.3 s，所以设置 NSVM 部分的代码运行频率为 3 Hz。林果园场景中 NSVM 导航线提取结果如图 10a 所示，导航线与左右两侧桂花树冠层边缘的距离基本相同。在樱花树大小不均匀的校园内场景中，如图 10b 所示，根据 NSVM 原理可知，较大樱花树的边缘点会被选定为支持向量，由支持向量来计算最大分割线，会导致图中 NSVM 导航线与树 1 和树 2 之间的距离相同，但与树 3 和树 4 之间的距离不同的问题。本实验所采用的平台为果园喷雾机器人，若单独使用非线性支持向量机的方法生成导航线，会导致机器人对不同樱花树（例如树 3 和树 4）的喷雾量与喷雾效果不同的问题。

2.4　融合优化导航线

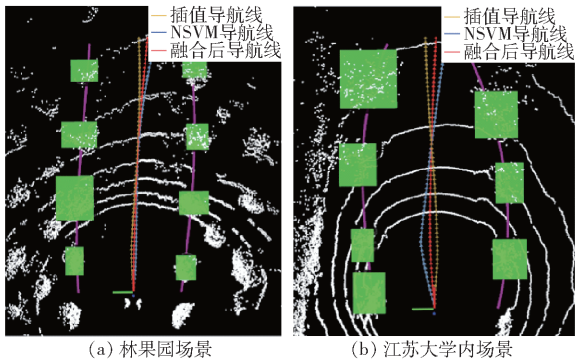
设置式（6）中的间隔系数 $\delta = 0.2$，将插值导航线与 NSVM 导航线进行融合，并对其进行优化，结果如图 11 所示，图中黄色曲线为插值导航线，蓝色曲线为 NSVM 导航线，红色曲线为融合优化后导航线，林果园场景中，融合后导航线位于插值导航线与 NSVM 导航线中间，且更靠近插值导航线。在樱花树大小不均匀的场景下，如图 11b 所示，融合优化后导航线解决了仅使用插值导航线或 NSVM 导航线时所存在问题，保证喷雾机器人在树行间行驶时，既不会与樱花树发生碰撞，又可以对不同体积的樱花树进行均匀喷洒。



（a）林果园场景　　（b）江苏大学内场景

图 10　NSVM 导航线

Fig. 10　NSVM navigation line



（a）林果园场景　　（b）江苏大学内场景

图 11　融合优化后导航线

Fig. 11　Integrated optimized navigation line

机器人在树行间采集 100 帧点云数据，分别计算插值导航线、NSVM 导航线和融合后导航线，统计每个导航点的平均曲率，如图 12 所示，导航线前端 1/3 部分，插值导航线和 NSVM 导航线曲率都较大，原因有两点：算法自身的原因导致导航线首尾部分的曲率相较于中间部分偏大；对导航线前端部分进行了调整，使其经过车体坐标系原点；导航线中间 1/3 部分，3 条导航线的曲率及曲率变化幅度都较小；导航线后端 1/3 部分，插值导航线与 NSVM 导航线曲率较大，原因是由算法自身导致。总体来看，融合后的导航线曲率及曲率变化都小于插值导航线和 NSVM 导航线，且没有发生锯齿状波动。计算每条导航线的曲率最大值、绝对平均值以及标准偏差，结果如表 2 所示，融合后

导航线曲率最大值为 0.048 m^{-1}，平均值为 0.018 m^{-1}，标准偏差为 0.011 m^{-1}，相较于插值导航线分别下降 81%、54%、74%，相较于 NSVM 导航线分别下降 62%、55%、66%，表明融合后导航线更适合作为行间导航线。

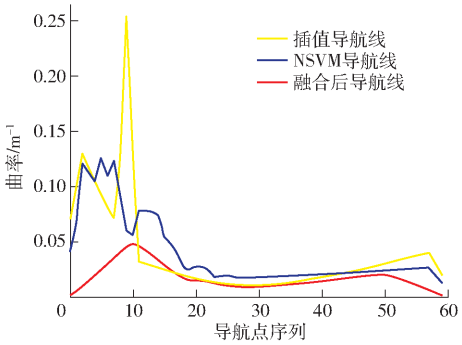


图 12 导航点平均曲率

Fig. 12 Average curvature of navigation point

表 2 导航线曲率

Tab. 2 Curvature of navigation line m^{-1}

导航线类型	最大值	绝对平均值	标准偏差
插值导航线	0.255	0.039	0.043
NSVM 导航线	0.126	0.040	0.032
融合后导航线	0.048	0.018	0.011

随机选取 1 帧点云数据，分别计算插值导航线、NSVM 导航线和融合后导航线，喷雾机器人以 0.5 m/s和 1.0 m/s 不同的行驶速度对每条导航线进行轨迹跟踪实验，实验中设置前视距离为 2.0 m；机器人的位姿通过 RTK 信号获取，实验结果如图 13 所示，图中黄色曲线为插值导航线，蓝色曲线为 NSVM 导航线，红色曲线为融合优化后导航线，绿色曲线为跟踪曲线，即轨迹跟踪时记录的 RTK 值。记录机器人行驶轨迹与导航线之间的横向误差，结果如图 14 所示，整体来看，机器人行驶速度较慢时，跟踪效果较好。统计各跟踪曲线横向误差的最大值、绝对平均值和标准偏差，结果如表 3 所示，机器人行驶速度为 0.5 m/s 时，融合后导航线轨迹跟踪横向误差最大值为 0.104 m，平均值为 0.053 m，标准偏差为 0.026 m^{-1}，相较于插值导航线分别下降 47%、39%、40%，相较于 NSVM 导航线分别下降 58%、41%、51%；行驶速度为 1.0 m/s 时，融合后导航线轨迹跟踪横向误差最大值为 0.130 m，平均值为 0.049 m，标准偏差为0.039 m，相较于插值导航线分

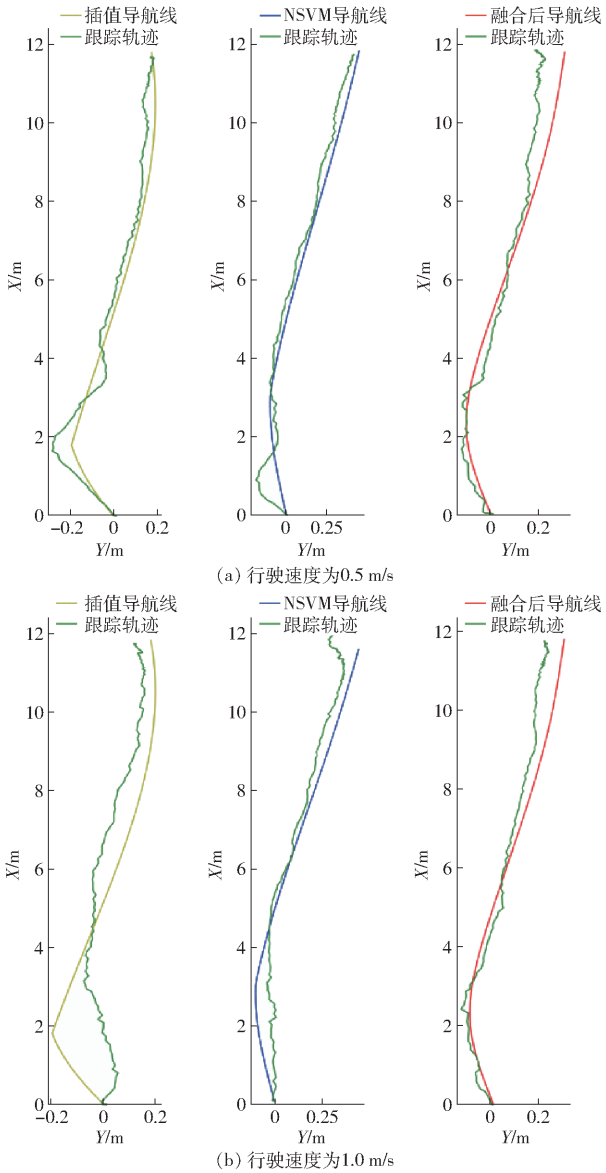


图 13 轨迹跟踪

Fig. 13 Trajectory tracking

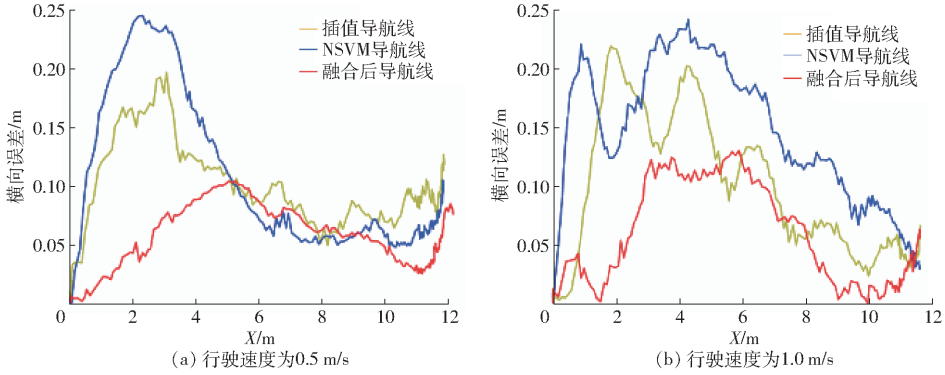


图 14 跟踪横向误差

Fig. 14 Tracking lateral error

表 3　导航线跟踪横向误差

Tab. 3　Lateral error of navigation line tracking

导航线类型	速度/(m·s^{-1})	最大值/m	绝对平均值/m	标准偏差/m
插值导航线	0.5	0.197	0.087	0.043
	1.0	0.219	0.076	0.059
NSVM 导航线	0.5	0.246	0.090	0.053
	1.0	0.242	0.107	0.072
融合后导航线	0.5	0.104	0.053	0.026
	1.0	0.130	0.049	0.039

别下降41%、36%、34%，相较于 NSVM 导航线分别下降 46%、54%、46%。机器人在低速行驶时，RTK 定位精度更准确，机器人底盘控制效果更好，因此机器人轨迹跟踪更准确。机器人以不同行驶速度对融合后导航线跟踪的最大横向误差为 0.13 m，表明融合后导航线更有利于轨迹跟踪，该算法能够满足果园行间自主导航的需求。

3　结论

（1）对激光雷达获取的点云进行预处理以减小计算量，分别通过滤波、聚类、曲线拟合的方法计算插值导航线，通过非线性支持向量机的方法计算 NSVM 导航线，动态计算两者权重，将高频更新的插值导航线与低频更新的 NSVM 导航线进行融合与优化。

（2）融合优化后导航线平均曲率为 0.018 m^{-1}，较插值导航线平均曲率下降 54%，较 NSVM 导航线平均曲率下降 55%，表明融合后导航线更适合作为行间导航线。

（3）轨迹跟踪实验表明，行驶速度为 0.5 m/s 时，融合后导航线轨迹跟踪横向误差最大值为 0.104 m，行驶速度为 1.0 m/s 时，其横向误差最大值为 0.130 m，证明融合优化后导航线满足果园行间自主导航的需求，可为果园地面装备的行间自主导航提供技术参考。

参　考　文　献

[1] 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)

[2] HAN X, XU L, PENG Y, et al. Trend of intelligent robot application based on intelligent agriculture system[C]//2021 3rd International Conference on Artificial Intelligence and Advanced Manufacture (AIAM). IEEE, 2021: 205－209.

[3] 许冠杰. 自动导航系统在农业果园中的应用及适用性分析[J]. 时代农机，2019，46(11)：106－107，109.
XU Guanjie. Application and applicability analysis of automatic navigation system in agricultural orchard[J]. Times Agricultural Machinery, 2019, 46(11): 106－107, 109. (in Chinese)

[4] SCARFE A J, FLEMMER R C, BAKKER H H, et al. Development of an autonomous kiwifruit picking robot[C]//2009 4th International Conference on Autonomous Robots and Agents. IEEE, 2009: 380－384.

[5] XIE B, LIU Z, HE M, et al. Research progress on autonomous navigation technology of agricultural robot[C]//2021 IEEE 11th Annual International Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER). IEEE, 2021: 891－898.

[6] 刘慧，张世义，段云鹏，等. 基于改进双向 RRT* 的果园机器人运动规划算法[J]. 农业机械学报，2022，53(11)：31－39.
LIU Hui, ZHANG Shiyi, DUAN Yunpeng, et al. Orchard robot motion planning algorithm based on improved bidirectional RRT*[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(11): 31－39. (in Chinese)

[7] 王宇豪. 果园行间自主导航关键技术研究[D]. 北京：北方工业大学，2021.
WANG Yuhao. Research on key technologies of autonomous navigation between rows in orchard[D]. Beijing: North China University of Technology, 2021. (in Chinese)

[8] LI X, QIU Q. Autonomous navigation for orchard mobile robots: a rough review[C]//2021 36th Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation (YAC). IEEE, 2021: 552－557.

[9] 莫冬炎，杨尘宇，黄沛琛，等. 基于环境感知的果园机器人自主导航技术研究进展[J]. 机电工程技术，2021，50(9)：145－150.
MO Dongyan, YANG Chenyu, HUANG Peichen, et al. Research progress of autonomous navigation technology for orchard robots based on environment perception[J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2021, 50(9): 145－150. (in Chinese)

[10] 李雪峰，李涛，邱权，等. 果园移动机器人自主导航研究进展[J]. 中国农机化学报，2022，43(5)：156－164.
LI Xuefeng, LI Tao, QIU Quan, et al. Review on autonomous navigation for orchard mobile robots[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2022, 43(5): 156－164. (in Chinese)

[11] JONES M H, BELL J, DREDGE D, et al. Design and testing of a heavy-duty platform for autonomous navigation in kiwifruit orchards[J]. Biosystems Engineering, 2019, 187: 129－146.

[12] MAO W, LIU H, HAO W, et al. Development of a combined orchard harvesting robot navigation system[J]. Remote Sensing, 2022, 14(3): 675.

[13] ZHANG L, ZHU X, HUANG J, et al. BDS/IMU integrated auto-navigation system of orchard spraying robot[J]. Applied

Sciences, 2022, 12(16): 8173.
[14] OPIYO S, OKINDA C, ZHOU J, et al. Medial axis-based machine-vision system for orchard robot navigation[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 185: 106153.
[15] 张振乾,李世超,李晨阳,等. 基于双目视觉的香蕉园巡检机器人导航路径提取方法[J]. 农业工程学报,2021,37(21):9-15.
ZHANG Zhenqian, LI Shichao, LI Chenyang, et al. Navigation path detection method for a banana orchard inspection robot based on binocular vision[J]. Transactions of the CSAE, 2021,37(21):9-15. (in Chinese)
[16] 张银,任国全,程子阳,等. 三维激光雷达在无人车环境感知中的应用研究[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(13): 9-19.
ZHANG Yin, REN Guoquan, CHENG Ziyang, et al. Application research of there-dimensional LiDAR in unmanned vehicle environment perception[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019,56(13):9-19. (in Chinese)
[17] 郭成洋,范雨杭,张硕,等. 果园车辆自动导航技术研究进展[J]. 东北农业大学学报,2019,50(8):87-96.
GUO Chengyang, FAN Yuhang, ZHANG Shuo, et al. Progress on vehicle automatic navigation in orchard[J]. Journal of Northeast Agricultural Unuversity, 2019, 50(8):87-96. (in Chinese)
[18] 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)
[19] ZHANG S, GUO C, GAO Z, et al. Research on 2D laser automatic navigation control for standardized orchard[J]. Applied Sciences, 2020, 10(8):2763.
[20] 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. Intra-row path extraction and navigation method for orchards based on LiDAR[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp.2): 344-350. (in Chinese)
[21] 刘星星,张超,张浩,等. 最小二乘法与 SVM 组合的林果行间自主导航方法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(9): 157-164.
LIU Xingxing, ZHANG Chao, ZHANG Hao, et al. Inter-row automatic navigation method by combining least square and SVM in forestry[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(9): 157-164. (in Chinese)
[22] 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. Inter-row 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)
[23] ZHANG J, CHAMBERS A, MAETA S, et al. 3D perception for accurate row following: methodology and results[C]//2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2013: 5306-5313.
[24] MENGOLI D, TAZZARI R, MARCONI L. Autonomous robotic platform for precision orchard management: architecture and software perspective[C]//2020 IEEE International Workshop on Metrology for Agriculture and Forestry (MetroAgriFor). IEEE, 2020: 303-308.
[25] LIU L, LIU Y, HE X, et al. Precision variable-rate spraying robot by using single 3D LiDAR in orchards[J]. Agronomy, 2022, 12(10): 2509.
[26] 杨洋,马强龙,陈志桢,等. 激光雷达实时提取甘蔗垄间导航线[J]. 农业工程学报,2022,38(4):178-185.
YANG Yang, MA Qianglong, CHEN Zhizhen, et al. Real-time extraction of the navigation lines between sugarcane ridgesusing LiDAR[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(4):178-185. (in Chinese)
[27] 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)
[28] 胡广锐,孔微雨,齐闯,等. 果园环境下移动采摘机器人导航路径优化[J]. 农业工程学报,2021,37(9):175-184.
HU Guangrui, KONG Weiyu, QI Chuang, et al. Optimization of the navigation path for a mobile harvesting robot in orchard environment[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(9): 175-184. (in Chinese)
[29] EL YABROUDI M, AWEDAT K, CHABAAN R C, et al. Adaptive DBSCAN LiDAR point cloud clustering for autonomous driving applications[C]//2022 IEEE International Conference on Electro Information Technology (eIT). IEEE, 2022: 221-224.
[30] HAN D, AGRAWAL A, LIAO W K, et al. A novel scalable DBSCAN algorithm with Spark[C]//2016 IEEE International Parallel and Distributed Processing Symposium Workshops (IPDPSW). IEEE, 2016: 1393-1402.
[31] 范晶晶,王力,褚文博,等. 基于 KDTree 树和欧式聚类的越野环境下行人识别的研究[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)
[32] BURGES C J C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition[J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 1998, 2(2): 121-167.