

张智刚, 鲍开元, 张闻宇, 等. 基于 3D LiDAR 的郁闭果园导航方法研究 [J]. 华南农业大学学报, 2025, 46(5): 707-718.

ZHANG Zhigang, BAO Kaiyuan, ZHANG Wenyu, et al. Research on navigation method in closed-canopy orchard based on 3D LiDAR[J]. Journal of South China Agricultural University, 2025, 46(5): 707-718.

基于 3D LiDAR 的郁闭果园导航方法研究

张智刚^{1,2}, 鲍开元¹, 张闻宇^{1,2}, 丁凡^{1,2}, 童宗易¹, 周富康¹

(1 华南农业大学 南方农业机械与装备关键技术教育部重点实验室/广东省农业人工智能重点实验室, 广东 广州 510642; 2 农业装备技术全国重点实验室, 广东 广州 510642)

摘要:【目的】解决郁闭果园环境下果树纵向间距大, 全球卫星导航系统 (Global navigation satellite system, GNSS) 信号不可用的问题。【方法】以轮式喷雾机器人作为研究平台、郁闭芒果园为试验环境, 提出一种基于三维激光雷达 (Three-dimensional light detection and ranging, 3D LiDAR) 的导航方法。在激光点云数据预处理方面, 首先校正激光雷达安装误差, 使用姿态与航向参考系统 (Attitude and heading reference system, AHRS) 对 3D LiDAR 获得的点云位置进行地形补偿, 用“布料”滤波算法 (Cloth simulation filter, CSF) 去除地面点云数据, 基于点云欧式距离的改进统计滤波方法, 既去除了噪声点云又保留了较远距离果树点云。基于 3D LiDAR 点云扫描特点和三角形不等式条件, 设计一种带有聚类体心约束的自适应距离阈值计算方法, 将获得的体心位置投影到导航坐标系 $X-Y$ 平面, 获得树干点云的聚类体心位置。应用牛顿插值法 (Newton's interpolation, NIL) 对体心位置数据进行插值, 插值完成后使用随机采样一致性算法 (Random sample consensus, RANSAC) 进行导航路径拟合, 即 NIL-RANSAC。采用最小二乘法 (Least squares method, LSM) 和 RANSAC 验证导航路径提取的准确性和可靠性, 直接获取导航路径进行对比试验。采用线性二次型调节器 (Linear quadratic regulator, LQR) 进行路径跟踪控制。【结果】CSF 在郁闭果园环境中可有效去除杂草和凹凸不平的地面点云, 平均处理时间仅为 0.03 s。在 15 m 范围内自适应距离阈值欧式聚类成功率可达 95% 以上。LQR 实现了路径跟踪控制, NIL-RANSAC、RANSAC 和 LSM 最大横向偏差分别为 0.26、0.32 和 0.42 m, NIL-RANSAC 的标准差最小, 仅为 0.09 m。NIL-RANSAC 路径拟合方法的导航精度优于 RANSAC 和 LSM, 完整导航算法的平均耗时小于 100 ms。【结论】NIL-RANSAC 方法能够满足郁闭果园下环境导航的精确性和实时性要求, 可为果园地面装备自主导航提供参考。

关键词: 郁闭果园; 3D LiDAR; 欧式距离; 聚类; 导航路径

中图分类号: S24; TN958.98

文献标志码: A

文章编号: 1001-411X(2025)05-0707-12

Research on navigation method in closed-canopy orchard based on 3D LiDAR

ZHANG Zhigang^{1,2}, BAO Kaiyuan¹, ZHANG Wenyu^{1,2}, DING Fan^{1,2}, TONG Zongyi¹, ZHOU Fukang¹

(1 Key Laboratory of Key Technology on Agricultural Machine and Equipment Ministry of Education, South China Agricultural University/Guangdong Provincial Key Laboratory of Agricultural Artificial Intelligence (GDKL-AAI), Guangzhou 510642, China; 2 National Key Laboratory of Agricultural Equipment Technology, Guangzhou 510642, China)

收稿日期: 2025-02-14 网络首发时间: 2025-07-10 18:36:38

首发网址: <https://link.cnki.net/urlid/44.1110.S.20250710.1520.009>

作者简介: 张智刚, 主要从事农业机械智能化关键技术研究, E-mail: zzg208@scau.edu.cn; 通信作者: 张闻宇, 主要从事精准农业和无人农场关键技术研究, E-mail: zhangwenyu@scau.edu.cn

基金项目: 山东省重点研发计划 (2022SFGC0202); 贵州省科技计划 (黔科合支撑 [2024]100); 国家重点研发计划 (2022YFD200160103, 2020YFB1709604); 广东省基础与应用基础研究基金 (2025A1515012286)

Abstract: 【Objective】 The objective of this study is to solve the problem of large longitudinal spacing of fruit trees and the inavailability of global navigation satellite system (GNSS) signals in closed-canopy orchard environment. 【Method】 A navigation method based on three-dimensional light detection and ranging (3D LiDAR) was proposed, taking the wheeled spray robot as the research platform and the canopy mango orchard as the experimental environment. For laser point cloud preprocessing, mounting error calibration of the LiDAR was initially conducted. Terrain compensation for 3D LiDAR point cloud positions was implemented via an attitude and heading reference system (AHRS). The cloth simulation filter (CSF) was employed to extract ground points. An improved statistical filtering method based on the Euclidean distance of point clouds was used to both remove noise point clouds and retain distant fruit tree point clouds. Based on the scanning characteristics of 3D LiDAR point cloud and the triangular inequality condition, an adaptive distance threshold calculation method with clustering body center constraint was designed, and the obtained body center position was projected to the *X-Y* plane of the navigation coordinate system to obtain the clustered body center position of the trunk point cloud. Newton's interpolation method was used to interpolate the body-centered position data, and the random sample consensus (RANSAC) algorithm was used to fit the navigation path, i.e., NIL-RANSAC, after the interpolation was completed. In order to verify the accuracy and reliability of navigation path extraction, two methods, least squares method (LSM) and RANSAC, were used to obtain the navigation path directly and conduct comparative experiments. A linear quadratic regulator (LQR) was used for path following control. 【Result】 Using CSF in closed-canopy orchard effectively removed weeds and uneven ground point clouds and the treatment time was only 0.03 s. The success rate of Euclidean clustering with the adaptive distance threshold within 15 m was more than 95%. LQR realized path following control, and the maximum lateral deviations of NIL-RANSAC, RANSAC and LSM were 0.26, 0.32 and 0.42 m, respectively, and the standard deviation of NIL-RANSAC was the minimum, being only 0.09 m. The navigation accuracy of the NIL-RANSAC path fitting method was better than those of RANSAC and LSM, and the average time of the complete navigation algorithm was less than 100 ms. 【Conclusion】 The NIL-RANSAC method can meet the requirements of accurate and real-time navigation of closed-canopy orchard environment, and provide a reference for autonomous navigation of orchard ground equipment.

Key words: Closed-canopy orchard; 3D LiDAR; Euclidean distance; Clustering; Navigation path

我国果园种植面积达 $1.2738 \times 10^7 \text{ hm}^2$, 居世界首位, 我国还是全球最大的水果生产国、消费国和出口国之一^[1]。果园作业任务及流程多, 包含除草、灌溉、施肥、施药、采摘等, 其中, 施药喷雾作业占果园总作业量的 30%^[2]。目前, 大多为果农背负喷雾器或驾驶风送喷雾机进行喷洒作业, 劳动强度大, 且严重影响操作人员身体健康。果园喷雾机的自主导航是实现果园喷雾作业精细化、自动化的关键, 也是果园喷雾作业中人机分离的基础^[3-5]。

目前用于果园作业机械导航定位的传感器主要有里程计、惯性测量单元 (Inertial measurement unit, IMU)、全球导航卫星系统 (Global navigation of satellite system, GNSS)、激光雷达 (Laser radar, LiDAR) 和视觉传感器等^[6-9]。熊斌等^[10] 在果园喷雾机上使用实时动态定位-北斗卫星导航系统 (Real time kinematic-BeiDou navigation satellite system, RTK-BDS) 和三轴电子罗盘, 在稀疏的樱桃园进行了测

试, 在施药机行进速度为 2 km/h 时, 直线跟踪最大误差小于 0.13 m, 平均跟踪误差小于 0.03 m。Zhang 等^[11] 设计了 BDS/IMU 组合导航系统, 果园喷洒机器人以 0.4 m/s 运动时, 最大偏移误差低于 10.77 cm, 平均偏移误差不高于 3.55 cm, 横向偏移均方根误差为 1.19 cm。上述导航方法高度依赖卫星定位。郁闭果园中, 茂密的果树冠层易遮挡 GNSS 信号, 导致农用机械在行间区域长时间无法有效接收信号。肖珂等^[12] 在生成行间导航线的基础上, 设计采用随机采样一致性 (Random sample consensus, RANSAC) 算法提取前排树行线; 然后, 计算树干边界框坐标点到前排行线的距离, 筛选后排树干坐标点, 采用最小乘法 (Least squares method, LSM) 拟合生成后排树行线, 但未考虑果树缺失后光照的变化情况。Zhou 等^[13] 提出了一种基于计算机视觉技术的导航方法, 用 LSM 拟合两侧生长的果树参考线, 并由 2 条参考线确定果园机械的行驶路径, 提取果

园中心线的准确率为 90.00%。郁闭果园因树冠高度重叠、枝叶遮挡严重, 行间光照呈现强异质性 (如局部光斑与深阴影并存); 同时, 基于视觉传感器的方案受自然光周期性变化限制, 难以实现全天候连续作业。李秋洁等^[14] 基于 2D LiDAR 数据获取相邻树行定位信息, 进而获取行间导航路径。Zhang 等^[15] 利用 2D LiDAR, 采用欧氏聚类算法和三点共线的重要几何定理提取树干中心特征点, 同时基于 LSM 拟合导航路径, 并在果园模拟环境进行了测试。二维激光雷达获取信息量少, 易受周围环境影响, 更多研究采用的是 3D LiDAR^[16-18]。刘伟洪等^[19] 基于 3D LiDAR 获取果园三维点云数据, 采用基于果树间距的点云分割算法定位树干中心, 通过 RANSAC 算法结合 LSM 完成导航路径提取, 在梨园环境下, 系统分别以 0.68 与 1.35 m/s 的速度跟踪树行, 绝对横向偏差分别不超过 21.3 与 22.1 cm。Liu 等^[20] 基于 3D LiDAR 使用 RANSAC 拟合树行, 在稀疏梨园进行了测试, 结果显示, 其横向偏差小于 22 cm, 航向偏差小于 4.02°。在郁闭果园环境下, GNSS/IMU 组合定位导航面临严峻挑战, 基于机器视觉的传感器受光照条件变化影响显著, 2D LiDAR 的环境感知信息量有限; 尽管 3D LiDAR 具备较强环境适应性, 但其数据处理量庞大且对算法实时处理能力要求苛刻。

现有果园环境的导航研究主要集中于密集种植场景, 鲜见果树间距较大的郁闭果园导航研究。郁闭果园导航存在 2 个技术难点: 首先, 果树间距大导致激光雷达探测距离内的果树减少; 其次, 由于果树间距增大, 激光雷达在远距离探测时获取的点云数据密度显著降低, 这给基于点云的环境感知和导航控制带来了巨大挑战。这些技术瓶颈使得传统的果园导航方案难以直接应用于大间距郁闭果园环境。

本文针对郁闭果园环境提出一种基于 3D LiDAR 喷雾机器人的导航方法。首先基于姿态与航向参考系统 (Attitude and heading reference system, AHRS) 数据对 3D LiDAR 扫描点云进行地形补偿, 其次采用改进的统计滤波方法去除噪声点云, 同时保留较远处果树点云, 基于自适应距离阈值和聚类体心约束的改进欧式聚类方法获得果树点云的聚类体心; 在郁闭果园中, 果树的纵向间距往往较大, 导致点云聚类体心的位置较为稀疏。这种稀疏的分布使得直接进行导航路径拟合时, 系统的抗干扰能力较差。为了提高路径拟合的鲁棒性, 本文采用牛顿插值法 (Newton's interpolation, NIL) 对点云聚类体心的位置进行处理, 在稀疏的体心位置之间生成更平滑、更连续的路径, 从而增强

路径拟合的稳定性和可靠性。考虑到实际果园环境中存在部分果树偏离标准果树行的特殊情况, 使用 RANSAC 算法进行路径拟合。该算法通过迭代随机采样和模型验证, 能够有效识别并剔除偏离主路径的异常点, 从而提高导航路径的拟合精度和抗干扰能力, 简称为 NIL-RANSAC 算法; 采用线性二次型调节器 (Linear quadratic regulator, LQR) 实现导航路径跟踪控制。LSM 和 RANSAC 拟合算法在前述学者的研究中有大量应用^[21], 本文应用这 2 种算法作为对照。最后通过果园测试验证 NIL-RANSAC 导航方法的精确性和实时性。

1 试验平台与系统组成

选用湖南耒阳农牧业公司生产的 3WWDZ-100 型植保机器人作为试验平台。机器人整机净质量 110 kg, 药液箱最大容量 120 L; 外形尺寸 (长×宽×高)1 300 mm×800 mm×1 460 mm; 整机为电机驱动; 动力驱动轮 6 个; 最大行走速度 1.1 m/s; 转弯半径 650 mm; 差速转向; 满载爬坡坡度 12°。搭建的自主导航试验系统包括 3D LiDAR、AHRS、光电编码器、嵌入式计算平台和车载控制器等, 实物如图 1 所示。

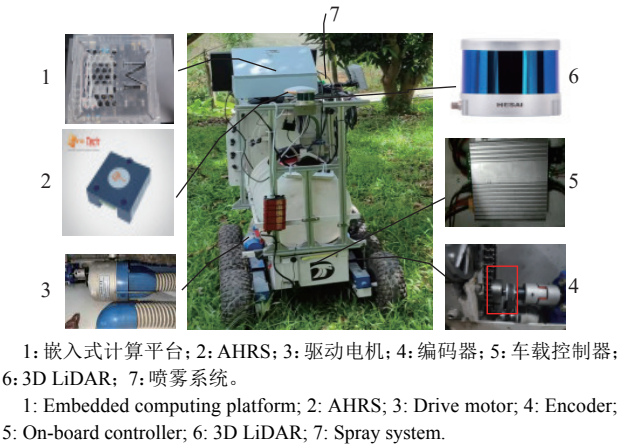


图 1 3WWDZ-100 型植保机器人试验平台
Fig. 1 Test platform of 3WWDZ-100 plant protection robot

嵌入式计算平台采用英伟达的 Jetson TX2, 最高 8 G 内存, 32 G 固态存储器, 可以提供每秒 1.33 万亿次浮点运算 (Tera floating point operations per second, TFLOPS) 能力, 装载 Ubuntu 18.04 LTS 操作系统; 车身姿态传感器 AHRS 采用凌思科技的 LINS16460, 横滚俯仰姿态测量精度小于 0.3°; 光电编码器采用欧姆龙 E6B2-CWZ1X, 供电电压 5 V, 分辨率 0.35°; 车载控制器接收 50 Hz 的脉冲宽度调制 (Pulse width modulation, PWM) 信号对喷雾机器人两侧行走电机进行控制; 选用禾赛科

技生产的 Pandar QT 64 型短线激光雷达, 其具备 64 个发射和接收通道, 能够实现高精度的环境扫描, 测量范围广泛, 为 0.10~60.00 m, 测距精度达 ± 3 cm, 确保了采集数据的可靠性。此外, 该设备

的水平角度分辨率为 0.6° , 能够提供细致的空间分辨率, 其垂直视场角达到 104.2° , 配合最小 1.45° 的垂直角度分辨率, 使得激光雷达在复杂的郁闭果园环境中能有效地探测。系统硬件结构如图 2 所示。

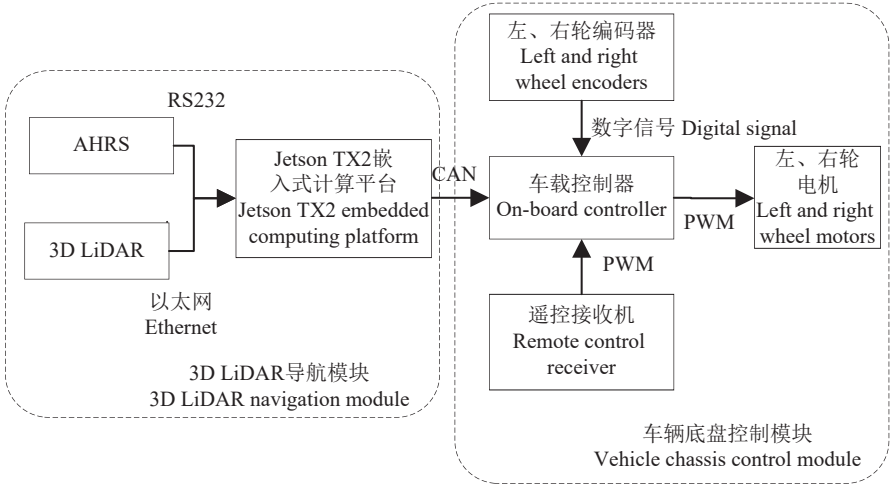


图 2 系统硬件框图
Fig. 2 Block diagram of the system hardware

系统采用 3D LiDAR 获取外部环境点云数据; 采用 AHRS 获取喷雾机器人的横滚和俯仰姿态角。Jetson TX2 计算平台获取激光雷达数据进行点云地形补偿、数据处理、路径拟合和路径跟踪控制。计算得到的控制量, 通过控制器局域网 (Controller area network, CAN) 发送给喷雾机器人底层控制器。底层控制器根据获得的轮速数据和计算平台发送的期望转速进行 PWM, 实现喷雾机器人左、右轮速的闭环控制和路径跟踪控制。

2 激光点云数据预处理

2.1 3D LiDAR 安装偏差校正和点云地形补偿

3D LiDAR 安装在喷雾机器人前端, 离地高度 1.33 m, AHRS 安装在喷雾机器人前、后轮着地点的几何中心位置上方, AHRS 与车身也存在安装偏差, 校正方式参考文献 [22], 激光雷达安装位置无法确保与车身坐标系重合, 如图 3 所示, 需要校正

3D LiDAR 安装偏差。喷雾机器人在果树行间行走, 俯仰侧倾明显。为提高喷雾机器人相对果树行间位置的检测精度, 利用 AHRS 输出的横滚和俯仰姿态角, 对激光雷达扫描点云数据进行地形补偿。

定义车身坐标系为 $\{C\}$, 激光雷达坐标系为 $\{L\}$, 导航坐标系为 $\{I\}$, 其与车身坐标系具有共同坐标原点, 其 X - Y 平面与大地水准面平行, 各坐标系坐标轴指向如图 3 所示。

首先对 3D LiDAR 进行偏差校正。选取 2 个垂直对立墙面, 人工测取得到两侧墙面中线。驾驶车辆沿中线行驶 3 次, 去除地面和上方点云, 将获得两侧对立墙面点云投影到 $\{L\}$ 系 X - Y 平面, 使用 RANSAC 算法分别拟合左右墙面点云, 获取中间导航线, 计算横向偏差 ΔY 和航向偏差 y_e 。采集得到校正数据 (图 4)。

对采集得到的校正数据取平均值。根据式 (1) 完成激光雷达安装偏差校正。3D LiDAR 和

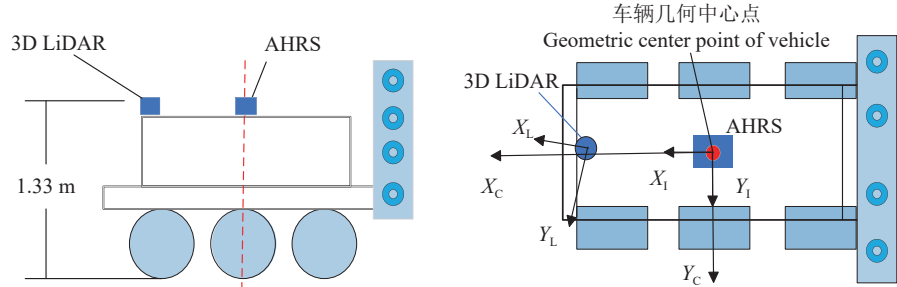


图 3 3D LiDAR 和 AHRS 安装示意图
Fig. 3 Schematic diagram of 3D LiDAR and AHRS installation

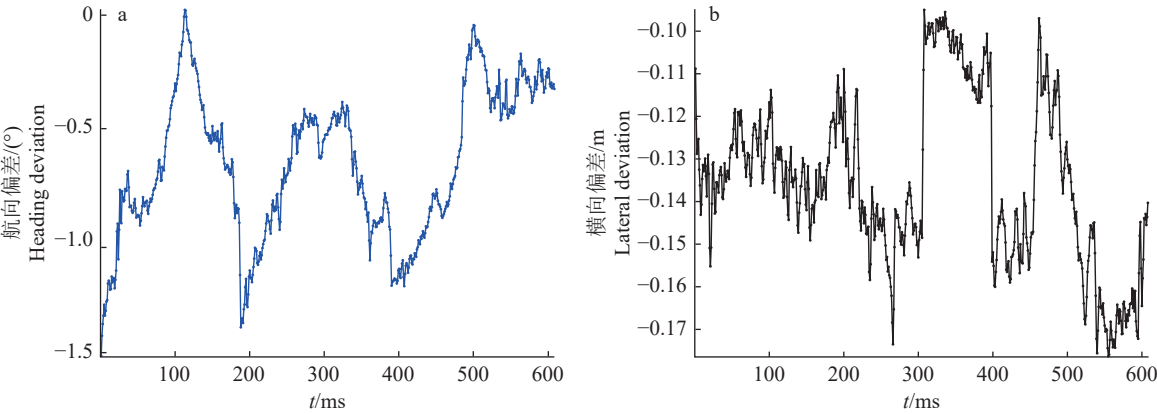


图4 校正数据采集

Fig. 4 Calibration data acquisition

AHRS 安装在同一平面,其横滚和俯仰通过 AHRS 地形补偿完成校正。

$$\begin{pmatrix} X_L \\ Y_L \\ Z_L \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos y_e & 0 & \sin y_e \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin y_e & 0 & \cos y_e \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X^*_L \\ Y^*_L \\ Z^*_L \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ \Delta Y \\ 0 \end{pmatrix}, \tag{1}$$

$(X^*_L \ Y^*_L \ Z^*_L)^T$ 和 $(X_L \ Y_L \ Z_L)^T$ 分别表示校正完成前、后激光雷达点云数据。在 $\{L\}$ 下的坐标转换到 $\{I\}$,如式(2)所示。

$$\begin{pmatrix} X_I \\ Y_I \\ Z_I \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta & 0 & \sin \theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta & 0 & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos \beta & 0 & \sin \beta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \beta & 0 & \cos \beta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \rho & -\sin \rho \\ 0 & \sin \rho & \cos \rho \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_L \\ Y_L \\ Z_L \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \Delta X^I_L \\ \Delta Y^I_L \\ \Delta Z^I_L \end{pmatrix}, \tag{2}$$

式中, θ 、 β 、 ρ 分别为绕 AHRS 的 Z 轴、Y 轴和 X 轴旋转角度。 $(\Delta X^I_L \ \Delta Y^I_L \ \Delta Z^I_L)^T$ 为激光雷达坐标系到车身坐标系的平移量, $(X_I \ Y_I \ Z_I)^T$ 为转换到车身坐标系下的点云。由于 3D LiDAR 和 AHRS 均固定在车体本身,因此 θ 、 β 、 ρ 和 $(\Delta X^I_L \ \Delta Y^I_L \ \Delta Z^I_L)^T$ 均已知。

$$\begin{pmatrix} X_C \\ Y_C \\ Z_C \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos \psi & 0 & \sin \psi \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \psi & 0 & \cos \psi \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \phi & -\sin \phi \\ 0 & \sin \phi & \cos \phi \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_I \\ Y_I \\ Z_I \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \Delta X^C_I \\ \Delta Y^C_I \\ \Delta Z^C_I \end{pmatrix}, \tag{3}$$

式中, ϕ 、 ψ 为 AHRS 输出的横滚和俯仰姿态角。由于 AHRS 输出航向数据存在累积误差,实际测试发现喷雾机器人在果树行间行驶航向偏差大多为 $\pm 4^\circ$,因此近似认为绕 Z 轴旋转矩阵为单位矩阵。受到重力后从上方落下,最终布料上吸附的点云即为地面点云。CSF 点云滤波示意图如图 5 所示。

CSF 方法中的动力学基本公式为:

$$m \frac{\partial N(t)}{\partial t^2} = F_{\text{out}}(N,t) + F_{\text{in}}(N,t), \tag{4}$$

式中, N 是模拟“布料”中的粒子在 t 时刻的位置信息, $F_{\text{out}}(N,t)$ 代表重力、碰撞等其他外部驱动因素, $F_{\text{in}}(N,t)$ 代表粒子间的内部驱动因素。对每个粒子反复施加外力和内力以驱动粒子运动,如果粒子最大高度变化小于设定阈值或者达到最大迭代次数时停止。计算点云与粒子之间的距离,小于设定距离阈值的则被认定为地面点加以去除。

采集果园环境点云数据,使用 CSF 进行地面点云去除,使用机器人操作系统 (Robot operating

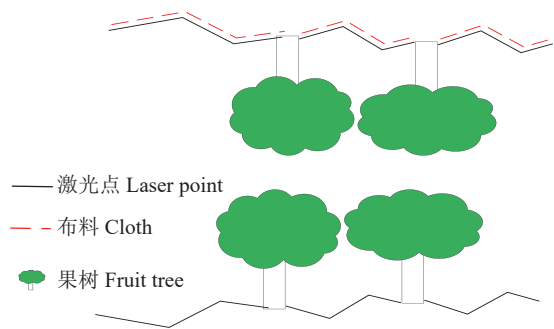


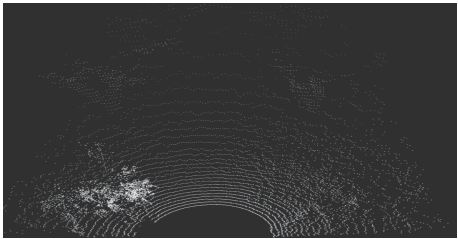
图 5 CSF 点云滤波示意图

Fig. 5 Schematic diagram of CSF point cloud filtering

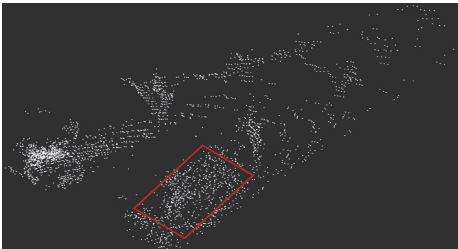
system, ROS) 框架的可视化工具 RViz 查看地面点云去除效果, 对 CSF 的 6 个基本参数进行调整。首先, 根据果园环境情况将“陡峭斜坡”设置为 false, 提高模拟的准确性和效率; 其次, 将布料网格分辨率设为 0.5, 增强布料细节的表现力, 使模拟效果更加逼真; 接着, 将布料刚性设为 2.0, 模拟更接近真实布料的物理特性; 此外, 将时间步长设为 1.0, 保证模拟过程的稳定性, 同时提高计算效率; 将距离阈值设为 0.4, 控制布料模拟中粒子之间的相互作用, 避免不必要的计算开销; 最后, 将迭代次数设为 500, 确保模拟过程的收敛性和结果的精确性。点云地面点去除效果如图 6 所示, 如图 6a 所示, 地面点云呈现典型的圆弧扫描形态, 其分布特征主要受激光雷达扫描几何特性影响。通过高程划分方法处理后的点云如图 6b 所示, 可以观察到地面点云的去除效果存在空间异质性: 部分区域点云被有效滤除, 而部分区域仍有残留。采集果园数据时发现果园横滚角可达 10°, 地面平整度较差, 基于高程划分的地面点云去除方法难以适应。CSF 对地面点云的去除效果如图 6c 所示, 它不但去除了地面杂草点云, 也去除了地面点云。通过对采集的 500 帧果园点云数据进行处理, 每帧点云数据处理时间平均为 0.03 s, 满足实时性去除地面点云的需求。

2.3 改进统计滤波方法去除噪声点云

激光雷达在扫描点云过程中会出现噪声点云, 主要包含系统噪声、反射后噪声和环境噪声。需要去除噪声, 避免在点云聚类 and 拟合导航路径时产生干扰。其中, 环境噪声如树叶随风晃动、树叶掉落、飞虫等是点云干扰的主要来源。统计滤波算法是一种常用的去除噪声点云的方法, 基于噪声点云距离目标较远这一特征。通过设定一个固定的邻域范围, 计算邻域内每个点与其他点的距离, 统计平均值。设定一个距离阈值, 将超过阈值的点视为噪声点, 从点云中剔除。采用传统的统计滤波公式进行计算。



a: 果园原始点云
a: Raw point cloud of the orchard



b: 基于高程变化划分后点云
b: Point cloud divided based on elevation changes



c: CSF算法处理后点云
c: Point cloud processed by CSF algorithm

图 b 中红框位置为地面及杂草点云; 图 c 中蓝框位置为噪声点云。
The red box in the figure b shows the ground and weed point clouds; The blue box in the figure c shows the noise point cloud.

图 6 地面点云去除效果对比

Fig. 6 Comparison of ground point cloud removal effects

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n S_i, \tag{5}$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (S_i - \mu)^2}{n - 1}}, \tag{6}$$

$$S = \mu + a\sigma, \tag{7}$$

式中, S_i 为邻域内某点到其他点的欧式距离, μ 和 σ 分别为点到邻域点的欧式距离平均值和标准差, S 为距离阈值, a 为比例系数, n 为邻域点云数量。

激光雷达的扫描线从其发光点向外散射, 因此点云靠近时激光雷达密集, 远离时激光雷达稀疏。本文在点云噪声去除时考虑点云距离因素, 提出距离阈值的改进, 对式 (7) 进行改进后得到式 (8)。

$$S = \mu + a\sigma \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}. \tag{8}$$

利用 PCL 点云处理库中的 kdtree 数据结构, 可以加速搜索点云中最近的 K 个邻近点。处理采集的果园数据时发现 $a = 5$ 时可以达到较好的滤波效

果, 如图 7 所示。由图 7 可知, 改进统计滤波算法保留了前方较远目标果树点云, 对比图 6c, 噪声点云得以较好去除。



a: 传统统计滤波方法
a: Traditional statistical filtering method



b: 改进统计滤波方法
b: Improved statistical filtering method

图 b 中的红框显示的是果树点云。

The red box in figure b shows the fruit tree point cloud.

图 7 统计滤波方法效果对比

Fig. 7 Effect comparison of statistical filtering methods

3 果树行间导航线提取

3.1 改进欧式聚类方法

欧式聚类算法基于欧式距离, 将三维空间中的点云数据划分为具有相似特征的簇。其核心思想是利用点与点之间的欧氏距离作为相似性度量, 将距离较近的点归为同一簇^[24]。因此适用于郁闭果树的聚类条件, 同一棵果树点距离较近, 不同果树点距离较远。为实现单棵果树的聚类检测, 需要设置距离阈值。点云欧式距离 $d(n_1, n_2)$ 计算如式 (9) 所示。

$$d(n_1, n_2) = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2}, \quad (9)$$

式中, n_1 、 n_2 为扫描得到的点, (x_1, y_1, z_1) 为 n_1 点坐标, (x_2, y_2, z_2) 为 n_2 点坐标。

$$d = 2L \tan(\delta/2), \quad (10)$$

$$h = 2L \tan(\beta/2), \quad (11)$$

式中, δ 、 β 分别为激光雷达水平角度和垂直角度分辨率, L 为目标探测点到激光雷达的距离, h 为相邻激光扫描线距离, d 为同一扫描线的相邻点距离, 相邻激光扫描线距离和目标物与激光雷达之间的距离有关。激光雷达扫描线的平均垂直角度分辨率

为 1.65° , 水平角度分辨率为 0.60° 。果园环境中果树间隔 5 m 左右激光雷达探测目标物的扫描线如图 8 所示。



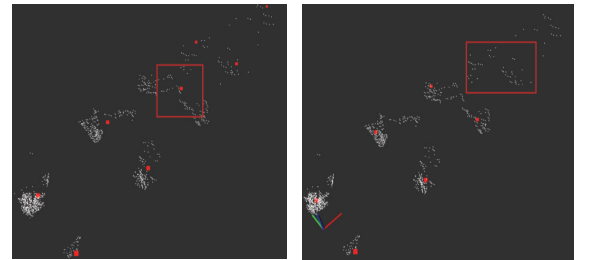
h 为相邻激光扫描线距离, d 为同一扫描线的相邻点距离。

h represents the distance between adjacent laser scan lines, and d represents the distance between adjacent points on the same scan line.

图 8 激光雷达扫描线示意图

Fig. 8 Schematic diagram of the LiDAR scan line

点云欧式聚类的效果易受距离阈值影响。距离阈值设置过小时, 会导致同一果树点云被聚类为多个类或者距离较远的目标果树点云无法聚为 1 类; 距离阈值设置过大时, 会导致不同目标果树的点云聚类为 1 类, 如图 9 所示。本文基于 3D LiDAR 点云扫描特点和三角形不等式条件, 设计了一种带有聚类体心约束的自适应距离阈值计算方法, 以提高点云欧式聚类效果。



左侧红框表示 2 棵果树聚为一类, 右侧红框表示较远距离果树点云无法聚类。

The left red box indicates that the two fruit trees are clustered into one cluster, while the right red box indicates that the fruit tree point cloud at the farther distance cannot be clustered.

图 9 传统欧式聚类的效果

Fig. 9 Effect of traditional Euclidean clustering

首先对果树目标点云按照 5 m 欧式距离 (芒果树间距为 5 m) 进行等距分割, 然后获得此分段点云的最邻近点距离平均值 (Δd_i) 和在 Z 轴分布的距离平均值 (Δh_i)。

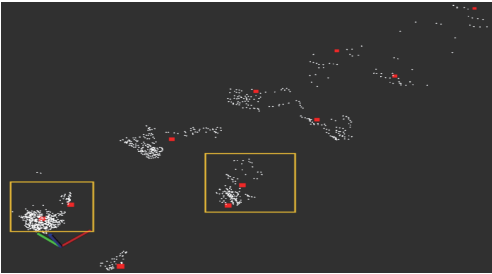
$$r_i = \lambda_i \Delta d_i + \mu_i \Delta h_i, \quad (12)$$

式中, r_i 为不同分段距离阈值, λ_i 、 μ_i 分别为不同分段的最邻近点系数和 Z 轴分布系数。

计算 Δh_i 时, 为避免果树形状不规则导致垂直方向的点云分布出现较大问题, 将点云按照 Z 轴坐

标从大到小排序,合并同一 Z 轴坐标点;然后将前、后两点 Z 轴坐标距离大于 $2h$ 的理论距离点移除;由于车辆运动过程会产生点云畸变,合并小于理论距离点,计算 Z 轴距离差值;最后求取 Δh_i 。

由于激光雷达水平角度分辨率小于垂直角度分辨率,因此最邻近点主要为水平扫描获得点云。同时果树点云在空间中 3 个邻近点满足三角形不等式:任意两边之和大于第三边。因此果树点云在非平面分布条件下可以基于此法则结合欧式聚类距离阈值条件,实现欧式聚类距离阈值的自动获取,如图 10 所示,可以观察到由于果树树叶的遮挡,部分果树的点云数据呈现出间距较远的情况,导致同一棵果树的点云被聚类为多个独立的聚类集合体。为了解决这个问题,本文提出了一种聚类体心约束方法。



黄色框表示同一棵果树点云被聚类为 2 类。
The yellow box indicates that the point cloud of the same fruit tree is clustered into two categories.

图 10 自适应距离阈值欧式聚类的效果
Fig. 10 Effect of Euclidean clustering with adaptive distance threshold

该方法首先确定每个点云聚类的体心位置,随后计算这些体心点与最近邻体心之间的距离。若 2 个体心之间的距离小于预设的距离阈值 (在本例中为 2.0 m),则将这 2 个体心所对应的聚类集合体进行合并。这一合并过程不断重复,直至所有体心之间的距离均大于设定的距离阈值为止。最终,通过这种方式重新获得经过聚类体心约束处理后的点云聚类体心位置坐标。

对果园采集数据选取连续 500 帧点云合并为 bag 包文件,运行程序及包文件获取各分段区域 Δd_i 以及点云最邻近距离 (d_n),将满足 95% 点云距离设置为目标距离 (d_{si}),最邻近点系数 (λ_i) 计算公式为:

$$\lambda_i = \frac{d_{si}}{\Delta d_i}。$$

(13)

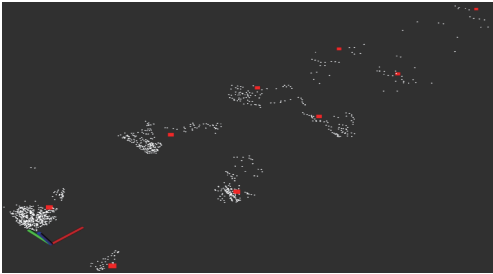
μ_i 采用与 λ_i 相似的计算方法得到。根据果园环境和果树间距情况,距离设置为 5~30 m,间隔为 5 m,计算得到的 λ_i 依次为 3.33、3.55、2.28、1.51 和

1.27; μ_i 相应的数值分别为 1.24、1.45、1.80、1.27 和 1.33。

采集果园点云按照时间排序分段选取 100 帧点云合并为 1 个包文件,将人工筛选与自适应欧式聚类方法进行对比。其聚类成功率如表 1 所示。无法聚类的果树点云 ≥ 10 个,将其计入失败聚类,如图 11 在 24.6 m 处果树点云为 12 个。为避免在 5 m 分段位置出现 2 个聚类集合体,将前一次聚类集合体与当前聚类点云集合体融合后输出聚类结果。

表 1 自适应欧式聚类方法果树聚类成功率
Table 1 Successful rate of fruit tree clustering by adaptive Euclidean clustering method

距离/m Distance	果树数量 Number of fruit trees	聚类成功数量 Number of successful clusters	目标区域成功率/% Target area success rate
5	200	200	100.00
10	222	220	99.10
15	220	208	95.55
20	188	171	90.96
30	175	141	80.57



红色点为改进欧式聚类方法后的果树点云聚类体心。
The red points represent the centroids of the fruit tree point cloud clusters after applying the improved Euclidean clustering method.

图 11 改进欧式聚类的效果
Fig. 11 Effect of improved Euclidean clustering

由表 1 可知,在 15 m 以内果树聚类成功率可以达到 95% 以上。距离激光雷达较近处的点云密集,聚类成功率较高。由于果树被前方果树冠层遮挡使得一侧果树点云稀疏,导致果树无法完成聚类。通过上述测试数据证明了本文提出的自适应欧式距离阈值方法的有效性。

聚类完成后得到 Q_n 个点云集合体,获得每个集合体的最值横坐标点分别为 $\{X_{nmin}, Y_{nmin}, Z_{nmin}\}$ 和 $\{X_{nmax}, Y_{nmax}, Z_{nmax}\}$ 。根据最值坐标点获得 Q_n 的体心集合体 (E_n)。 E_n 的体心坐标 (X_{cn}, Y_{cn}) 计算公式如下。果园行间导航主要关注果树树干位置的平面坐标,体心坐标的 Z 坐标可投影到导航坐标系 X - Y 平面。

$$X_{cn} = \frac{(X_{nmin} + X_{nmax})}{2}, \quad (14)$$

$$Y_{cn} = \frac{(Y_{nmin} + Y_{nmax})}{2}. \quad (15)$$

如图 11 所示, 应用了聚类体心约束方法后, 原本因树叶遮挡而被分割的果树点云聚类得到了有效的合并, 从而提高了点云聚类体心位置的准确性和完整性。

经过上述计算可获得目标果树点云的体心坐标, 果树聚类集合体心可近似表示为果树点云树干位置^[18]。欧式聚类方法改进效果如图 11 所示。同一帧点云下, 聚类距离设置过大导致 2 棵果树被聚类为 1 个聚类体心, 聚类距离设置过小容易导致远处果树点云无法完成聚类。本研究聚类体心点最远达到 24.6 m, 而传统欧式聚类方法仅可获得 11.3 m 范围内的聚类体心位置。将获得的果树树干位置信息进行导航路径拟合, 较多的果树树干位置信息有助于提升导航路径拟合精度^[25]。

3.2 导航路径拟合

以导航坐标系 X 轴为分界线, 将果树体心坐标分割为左、右 2 个集合体 E_{ln} 和 E_{rn} 。果树体心位置间距在 5 m 以上, 直接进行直线拟合存在果树体心较少的问题, 极易因为噪声干扰导致出现直线拟合偏差过大的问题。使用牛顿插值法对体心坐标插值构建连续可导的导航基准线。以左边部分体心为例进行插值, 如下所示。

$$X_{li} = \tau i + X_{l0} \left(i = 1, 2, 3, \dots, \text{int} \left[\frac{(X_{lmax} - X_{l0})}{\tau} \right] \right), \quad (16)$$

$$Y_{li} = Y_{l0} + f[X_{l0}, X_{l1}](X_{li} - X_{l0}) + f[X_{l0}, X_{l1}, X_{l2}](X_{li} - X_{l0})(X_{li} - X_{l2})L, \quad (17)$$

式中, X_{l0} 和 Y_{l0} 为左边最近的体心点坐标, X_{lmax} 为左边最远体心点横坐标, X_{li} 和 Y_{li} 为插值点坐标, τ 为插值步长, 设置为 0.1 m, 果树间距为 5 m, 插值完成后曲率变化率如式 (18) 所示。代入参数后得到曲率变化率 (C_{CR}) 小于 0.01 m^{-1} , 满足高精度导航需求。

$$C_{CR} = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^{n-1} |k_{i+1} - k_i|, \quad (18)$$

式中, k_i 为第 i 点处曲率, m 为插值点总数。

插值完成后使用具有较强抗干扰能力的 RANSAC 算法, 对插值完成后的左、右两侧点进行树行拟合。取左、右两侧的中间线进行导航路径拟合。设导航线方程为

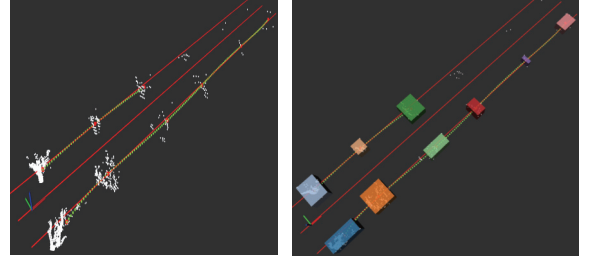
$$y = kx + b, \quad (19)$$

$$k = \tan[\arctan(k_l) + \arctan(k_r)], \quad (20)$$

$$b = b_l + b_r, \quad (21)$$

式中, k_l 和 k_r 分别为左、右直线的斜率。由于在行间导航喷雾机器人航向偏差很少可以达到 $\pm 20^\circ$, 基于此对拟合直线斜率约束在 $\pm 20^\circ$ 。

插值完成后, 导航线拟合效果如图 12 所示。左侧树行因前方果树冠层遮挡导致点云稀疏, 聚类困难, 实现了理想的导航线拟合效果。



红点表示聚类体心, 绿点表示以 0.1 m 间隔的插值点。
The red points mark the centroids of the clusters, the green points represent interpolated points with 0.1 m interval.

图 12 果园环境导航路径拟合效果
Fig. 12 Effect of navigation path fitting in orchard environment

4 路径跟踪控制方法

喷雾机器人为双电机驱动底盘, 且满足差速运动学模型, 给喷雾机器人发送两侧轮速实现喷雾机器人转向。同时喷雾机器人配备了编码器可实现轮速闭环控制。

LQR 是一种差速底盘常用的路径跟踪控制方法^[26]。在差速底盘喷雾机器人的运动学模型中, 车头方向与车身坐标系 X 轴重合, 经过时间 t 后车身位置航向为 $[X(t), Y(t), \theta(t)]$, θ 表示喷雾机器人的航向角。

$$\begin{cases} \dot{X}(t) = \frac{1}{2}(V_r + V_l)\cos\theta \\ \dot{Y}(t) = \frac{1}{2}(V_r + V_l)\sin\theta \\ \dot{\theta}(t) = \frac{1}{D}(V_r - V_l) \end{cases}, \quad (22)$$

式中, V_l 和 V_r 分别为左、右轮速度, D 为喷雾机器人轮距。

差速底盘喷雾机器人在平面运动状态的方程为:

$$\begin{bmatrix} \dot{X} \\ \dot{Y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 \\ \sin\theta & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix}, \quad (23)$$

式中, v 、 ω 分别表示机器人行驶线速度和角速度。

对状态方程进行离散化处理后得到式 (24):

$$X_{k+1} = A_k X_k + B_k U_k, \tag{24}$$

其中, A_k 和 B_k 计算如式 (25)、(26) 所示:

$$A_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -tv_k \sin \theta_k \\ 0 & 1 & tv_k \cos \theta_k \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \tag{25}$$

$$B_k = \begin{bmatrix} t \cos \theta_k & 0 \\ t \sin \theta_k & 0 \\ 0 & t \end{bmatrix}. \tag{26}$$

式中, t 为采样时间, A_k 、 B_k 分别表示 k 时刻状态转移矩阵和控制输入矩阵, v_k 、 θ_k 分别表示 k 时刻机器人前进速度和航向角。

LQR 的目标函数求解, 此处不再赘述。最大迭代次数设置为 500, 对 LQR 的参数进行整定后得到误差权重矩阵 Q 为 85, 控制权重矩阵 R 为 2。通过反馈矩阵获得 2 轮期望速度 V_r 和 V_l 实现喷雾机器人路径跟踪控制。

5 果园试验

试验果园为华南农业大学树木园内 (23.16°N, 113.35°E) 芒果园。芒果树树龄均在 20 年以上, 果树行间距约 4.5 m, 果树株距 5.2~5.7 m。果树树冠相连成片, 环境郁闭。随机测量 10 棵果树, 树高 3.5~4.5 m, 其中树干部分高度为 2.1~2.5 m, 平均高度约 2.3 m。树行普遍呈直线分布, 地面被杂草覆盖、坑洼不平。根据果园测量结果, ROI 区域 X 向设置为 0~30 m, Y 向设置为 -3.5~3.5 m, Z 向设置为 -1.5~1.0 m。

芒果树是直线等距排列种植的, 采用人工标定果树行间导航线与颜料标记实际行驶轨迹检验喷雾机器人 3D LiDAR 导航方法的有效性。选择 1 条典型芒果树行间, 采用卷尺测取其果树行间中心线

作为人工标定导航线, 标定导航线长度 30 m。在喷雾机器人后轮轴中点悬挂颜料, 行走过程中自动滴下, 实现喷雾机器人的实际行驶轨迹标记, 如图 13 所示。以传统 RANSAC 和 LSM 导航线拟合算法为参照, 对比测试本文所提 NIL-RANSAC 导航线拟合算法的有效性, 同时验证完整导航方法的有效性。3 种导航路径拟合方式各测试 3 次, 共 9 组测试。每次测试时, 喷雾机器人均从标定导航线的同一起点沿相同方向行驶。在 30 m 标定导航线上, 间隔 1 m 获得测量数据。人工测量颜料位置标记点到标定导航线的距离作为导航跟踪横向误差。沿喷雾机器人行驶方向观察, 颜料位置标记点位于标定导航线右侧时, 横向误差为正, 反之则为负。观察寻找 30 m 标定导航线上的最大跟踪横向误差标记点, 测取记录加以评估。间隔 1 m 采样数据如图 14 所示。在试验过程中, 车辆负载及外部果园环境均未发生变化, 说明对比试验有效。

统计结果 (表 2) 表明, 使用 RANSAC 算法得到 3 组数据的导航横向偏差的最大绝对值为 0.32 m, LSM 算法为 0.42 m, NIL-RANSAC 为 0.26 m, 说明横向偏差方面, NIL-RANSAC 优于 RANSAC, 同时 RANSAC 优于 LSM。

间隔 1 m 测量数据中, LSM 算法的横向偏差均值最大, 其他 2 种算法横向偏差均值则相对较小。RANSAC 算法的横向偏差标准差为 0.13 m, LSM

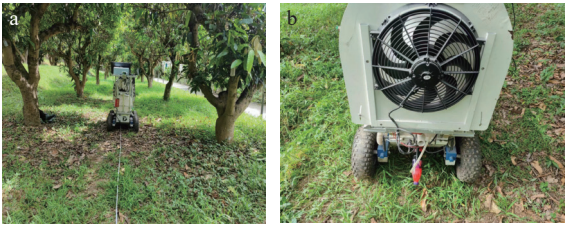


图 13 喷雾机器人标定导航线 (a) 和悬挂颜料位置 (b)
Fig. 13 Calibration of navigation lines (a) and suspension position of paint (b) in vehicle

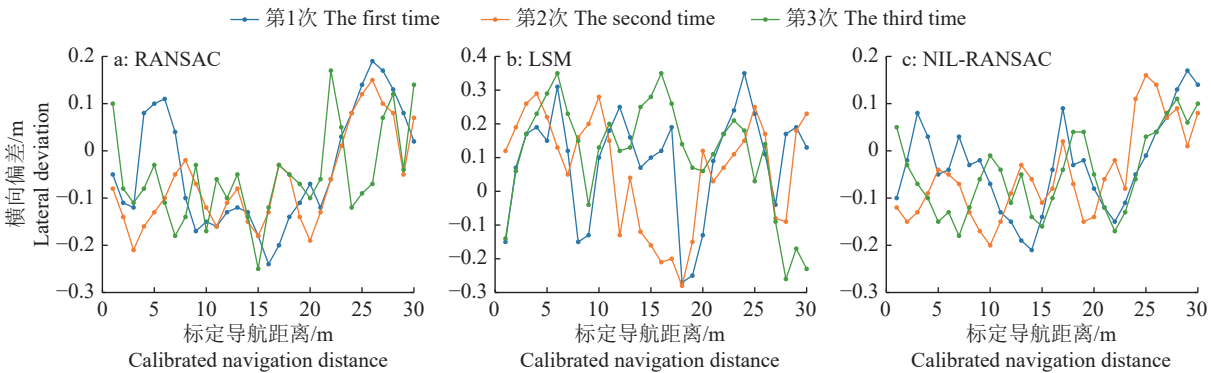


图 14 不同算法的间隔 1 m 测量数据
Fig. 14 Measurement data with 1 m interval of different algorithms

表 2 测量数据统计
Table 2 Measurement data statistics

导航线拟合方式 Fitting method of navigation line	编号 No.	最大横向偏差绝对值/m Absolute value of maximum lateral deviation	横向偏差均值/m Average lateral deviation	标准差/m Standard deviation	算法平均耗时/ms Average time taken by algorithm
RANSAC	1	0.28	-0.04	0.13	90
	2	0.30	-0.06	0.13	95
	3	0.32	-0.05	0.12	93
LSM	1	0.34	0.09	0.16	110
	2	0.42	0.07	0.17	108
	3	0.38	0.11	0.16	115
NIL-RANSAC	1	0.25	-0.03	0.08	95
	2	0.23	-0.05	0.09	96
	3	0.26	-0.04	0.09	94

算法则为 0.16 m, 相比之下, NIL-RANSAC 算法的标准差仅为 0.09 m, 较小的标准差意味着横向偏差数据点相对集中, 波动范围较小, 反映了车辆行驶的稳定性。不论是最大横向偏差还是标准差, NIL-RANSAC 算法的均比 RANSAC 和 LSM 算法小, 这证明了 NIL-RANSAC 算法的精确性和适用性。RANSAC 算法较 LSM 横向偏差数据小, 说明 RANSAC 算法的拟合导航线方式比 LSM 更好。在果园环境中, 树枝随风飘动、树冠层遮挡以及部分果树偏离果树行等外部干扰因素不可避免, 导致采集数据出现异常噪声, 从而影响导航路径的拟合精度。NIL-RANSAC 算法通过获取果树聚类体心位置, 能够相对固定地剔除聚类集合体外部的异常噪声, 提高导航路径的稳定性和可靠性。RANSAC 算法则通过迭代随机采样和模型验证, 有效识别并剔除偏离主路径的异常点, 在处理异常值方面具有显著优势, 能够有效提高导航路径的拟合精度。相比之下, LSM 算法在处理异常值时较为敏感, 当存在由风引起的噪声或遮挡导致的异常点时, LSM 算法的拟合结果可能会受到较大影响, 从而降低导航路径的精度。

在算法平均耗时方面, ROS 可以获得的系统时间, 其精度级达到 μs 。在获得点云数据进行处理时记录当前时间, 发送完成底盘控制量后再次记录当前时间, 将 2 次时间相减后得到整个算法处理时间。对文件数据处理后发现, NIL-RANSAC 和 RANSAC 算法完整导航的平均耗时不超过 100 ms, 满足导航系统的实时性要求。

3 次试验偏差不一致, 导航路径跟踪误差存在波动, 一方面是因为真实果园路面长有杂草且不平整, 喷雾机器人体型较小、质量较轻, 差速转向容易

产生滑移; 另一方面, 喷雾机器人在行进过程中产生的滑移具有时变性, 偏离果树行中心线, 左、右侧果树目标点云获取不均衡, 果树行拟合中心线有波动, 也容易产生导航路径跟踪误差。

6 结论

本文针对郁闭的芒果园环境, 以轮式喷雾机器人为试验平台, 设计了基于 3D LiDAR 的导航方法, 主要结论如下:

1) 使用 CSF 方法在郁闭果园环境中可以有效去除杂草和凹凸不平的地面点云, 避免地面点云影响目标聚类 and 路径拟合, 并且其处理平均时间仅为 0.03 s, 满足果园导航实时性去除地面点云的需求。基于点云欧式距离设计的改进的统计滤波方法能够避免较远果树点云被当作噪声点去除。

2) 基于激光雷达扫描特性和空间点云距离的三角不等式, 设计了自适应距离阈值确定方法, 该方法在 15 m 范围内果树点云聚类成功率超过 95%, 增强了距离阈值的自适应能力。同时, 采用聚类体心约束策略, 确保了每棵果树点云聚类体心的唯一性。相较于传统欧式聚类方法, 改进后的方法展现出对果树聚类的较强适应性, 目标聚类范围扩大了 13.3 m。

3) 基于点云聚类体心的 NIL-RANSAC 算法拟合导航线, 比传统的 RANSAC 和 LSM 算法具有更好的导航效果。NIL-RANSAC 算法导航横向偏差最大绝对值为 0.26 m, 标准差为 0.09 m, 验证了 NIL-RANSAC 算法拟合导航线的适用性。本文所提出的 3D LiDAR 导航方法平均耗时不超过 100 ms, 可以满足郁闭果园环境对喷雾机器人导航的实时性要求。

针对试验研究过程中遇到的问题和论文成果的局限性,特提出如下改进方向:

1) 喷雾机器人作业过程中,药液载荷的时变递减特性将引发质量参数非线性衰减、质心位置动态偏移及轮胎-地面耦合关系改变,显著降低路径跟踪控制精度。针对药液时变载荷对运动控制的影响,可考虑构建多传感器信息融合的载荷衰减观测器,实现数据驱动的载荷衰减轻量化补偿;同时,设计基于地形适应度的前馈-反馈双模控制器,根据激光雷达点云熵值动态调节控制器参数,提升系统对药液时变载荷的控制适应性,确保施药作业的稳定性和均匀性。

2) 针对果园喷雾机器人除草施药作业的特定需求,开发基于作业状态机的点云处理引擎,通过时间-空间编码实现导航点云与原始点云的按需切换;集成多光谱成像模块,构建杂草特征波长数据库,结合深度学习模型实现除草靶标识别;优化CSF滤波参数动态调节策略,在导航点云中稀疏保留地表特征点,为施药决策提供空间拓扑参照。该技术改进有助于实现果园喷雾机器人导航安全性与作业精准度的协同优化。

参考文献:

[1] 中华人民共和国国家统计局. 中国统计年鉴 2024[M]. 北京: 中国统计出版社, 2024: 856-857

[2] 刘成良, 贡亮, 苑进, 等. 农业机器人关键技术研究现状与发展趋势[J]. 农业机械学报, 2022, 53(7): 1-22.

[3] 顾宝兴, 刘钦, 田光兆, 等. 基于改进 YOLOv3 的果树树干识别和定位[J]. 农业工程学报, 2022, 38(6): 122-129.

[4] 何雄奎. 中国精准施药技术和装备研究现状及发展建议[J]. 智慧农业 (中英文), 2020, 2(1): 133-146.

[5] 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.

[6] 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.

[7] LIU S Y, WANG X Y, LI S Z, et al. Obstacle avoidance for orchard vehicle trinocular vision system based on coupling of geometric constraint and virtual force field method[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 190: 116216. doi: 10.1016/j.eswa.2021.116216.

[8] WANG S B, SONG J L, QI P, et al. Design and development of orchard autonomous navigation spray system[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 960686. doi: 10.3389/fpls.2022.960686.

[9] YANG Z, OUYANG L, ZHANG Z G, et al. Visual navigation path extraction of orchard hard pavement based on scanning method and neural network[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 197: 106964. doi: 10.1016/j.compag.2022.106964.

[10] 熊斌, 张俊雄, 曲峰, 等. 基于 BDS 的果园施药机自动导航控制系统[J]. 农业机械学报, 2017, 48(2): 45-50.

[11] 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. doi: 10.3390/app12168173.

[12] 肖珂, 夏伟光, 梁聪哲. 复杂背景下果园视觉导航路径提取算法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(6): 197-204.

[13] ZHOU J J, GENG S Y, QIU Q, et al. A deep-learning extraction method for orchard visual navigation lines[J]. Agriculture, 2022, 12(10): 1650-1667.

[14] 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(S2): 344-350.

[15] 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. doi: 10.3390/app10082763.

[16] LIU L, JI D, ZENG F, et al. Precision inter-row relative positioning method by using 3D LiDAR in planted forests and orchards[J]. Agronomy, 2024, 14(6): 1279-1289. doi: 10.3390/agronomy14061279.

[17] 刘洋, 冀杰, 潘登, 等. 基于激光雷达与 IMU 融合的农业机器人定位方法[J]. 智慧农业 (中英文), 2024, 6(3): 94-106.

[18] 赵润茂, 朱政, 陈建能, 等. 3D LiDAR 感知的植物行信息提取方法与试验[J]. 华南农业大学学报, 2023, 44(4): 628-637.

[19] 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.

[20] 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. doi: 10.3390/agronomy12102509.

[21] JIANG A L, AHAMED T. Navigation of an autonomous spraying robot for orchard operations using LiDAR for tree trunk detection[J]. Sensors, 2023, 23(10): 4808. doi: 10.3390/s23104808.

[22] 顾元鑫, 吴文启, 王茂松. 基于 MEMS-IMU 的动态大失准角 STUKF 算法[J]. 中国惯性技术学报, 2023, 31(9): 861-869.

[23] ZHANG W M, QI J B, WAN P, et al. An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation[J]. Remote Sensing, 2016, 8(6): 501.

[24] 张津. 基于激光雷达的果园履带车自动导航控制方法研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2023.

[25] 刘超, 陈锦明, 刘慧, 等. 基于三维激光雷达与优化 DB-SCAN 算法的果树定位方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(4): 214-221.

[26] 马丽娜, 徐扬杰, 罗承铭, 等. 茶园自走式修剪机接触式循垄导航系统设计与试验[J]. 农业工程学报, 2024, 40(16): 34-43.