

香蕉园机器人导航的激光与超声波组合测距方法研究

付根平¹ 杨尘宇² 张世昂¹ 黄伟锋¹ 陈天赐² 朱立学²

(1. 仲恺农业工程学院自动化学院, 广州 510225; 2. 仲恺农业工程学院机电工程学院, 广州 510225)

摘要: 在长有小灌木等干扰物和机耕道崎岖不平的复杂香蕉园环境中, 机器人定位导航方法有时效果不佳、甚至失效, 准确测量机器人与香蕉树的最短距离是实现定位与导航的前提和关键, 为此提出一种基于拟合滤波的激光和超声波香蕉树测距方法。首先, 在各采样时刻由激光和超声波传感器分别测得机器人到香蕉树的距离数据, 并相互校验, 生成待测香蕉树的一组距离数据; 选择二次多项式以最小二乘法对该组距离数据进行拟合, 基于拟合的二次多项式和设定阈值对该组距离数据进行滤波, 去除其中偏差较大的距离; 最后, 对滤波后的距离数据中 3 个最小值求平均值, 以此作为机器人到待测香蕉树的最短距离。实验表明, 该测距方法在理想环境下对香蕉树的最大测距误差率为 1.0%, 在有小灌木等干扰物或者道路崎岖不平的环境以及室外自然场景下最大测距误差率为 2.0%, 相应的最大测距误差为 1.0 cm, 且测距稳定性良好。

关键词: 香蕉采摘机器人; 激光传感器; 超声波传感器; 树距; 拟合滤波

中图分类号: TP242

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2021)05-0159-10

OSID:



Research on Laser and Ultrasonic Combined Ranging Method for Robot Navigation at Banana Plantation

FU Genping¹ YANG Chenyu² ZHANG Shiang¹ HUANG Weifeng¹ CHEN Tianci² ZHU Lixue²

(1. School of Automation, Zhongkai University of Agriculture and Engineering, Guangzhou 510225, China

2. School of Electro-mechanical Engineering, Zhongkai University of Agriculture and Engineering, Guangzhou 510225, China)

Abstract: Aiming at the problem that GPS, lidar, vision and other positioning and navigation methods for robot sometimes do not work well or even fail in the complex environment of banana plantation, a positioning and navigation method for robot based on laser and ultrasonic sensors at banana plantation was proposed. However, when there were small shrubs and other obstacles, or at rugged tractor road in the complex environment of banana plantation, it was the premise and the key for positioning and navigation to accurately measure the shortest distance between the robot and banana tree. Therefore, a distance measurement method for banana tree using laser and ultrasonic sensors based on fitting and filtering techniques was proposed. Firstly, the laser and ultrasonic sensors simultaneously measured the distance between the robot and banana tree at each sampling time and reciprocally checked the distance data ranged by laser and ultrasonic sensor in order to generate a set of distance data for the target banana tree; after that, the set of distance data was fitted using a quadratic polynomial by the least squares method; and then the distance data was filtered out with larger error from the set of distance data based on the fitted quadratic polynomial and the suitable threshold; and finally, the shortest distance from the robot to banana tree was got by averaging the three minimum distance data at the filtered set of distance data. The experimental results showed that the ranging method proposed had an maximum ranging error rate of 1.0% for banana tree in ideal environment, and the maximum ranging error rate was 2.0%, which corresponding maximum ranging error was 1.0 cm, in an environment with small shrubs and other obstacles or rugged road, even in outside natural environment. Therefore, the stability of the ranging method proposed was good, which can provide accurate distance data for the robot to realize positioning and navigation in the banana plantation.

Key words: banana picking robot; laser sensor; ultrasonic sensor; distance of banana tree; fitting and filtering technique

收稿日期: 2020-07-22 修回日期: 2020-10-14

基金项目: 广东省重点领域科技研发计划项目(2019B020223003)、广东省自然科学基金博士科研启动项目(2016A030310237)、广东省农业技术研发项目(2018LM2167)和广东省现代农业产业技术体系创新团队项目(粤农函[2019]1019号)

作者简介: 付根平(1984—),男,讲师,博士,主要从事机器人运动控制、定位、导航和智能农机装备研究,E-mail: pengchengniao@163.com

通信作者: 朱立学(1970—),男,教授,博士生导师,主要从事农产品采收技术与智能装备研究,E-mail: zhulixue@zhku.edu.cn

0 引言

香蕉是岭南特色水果和主要经济作物之一。适收期的香蕉串质量普遍在 25 kg 左右,目前香蕉采收仍以传统人工方式为主,由多人协作完成,其劳动强度大、人工成本高、采摘效率低^[1-2],严重制约了香蕉的种植规模和经济效益。因此,迫切需要研制香蕉采摘机器人,以便提高采摘效率、降低采摘成本、解决农业劳动力短缺问题,实现香蕉采收的机械化和智能化^[3]。

采摘机器人在香蕉园进行自主作业,必须具备定位和导航能力^[4-5]。目前,常用的机器人定位和导航方法包括基于 GPS^[6-7]、机器视觉^[8-9]、激光雷达^[10-11]、惯性测量单元^[12]和电机编码器^[13]等。由于香蕉树种植密度较大、行距有限,且香蕉树叶繁茂不规整,使机器人容易被遮挡,导致携带的 GPS 模块难以稳定接收信号,甚至完全接收不到卫星定位信号^[14-15],因此,机器人仅依靠 GPS 不能在香蕉园实现可靠、连续的定位和导航。基于机器视觉^[16]和激光雷达^[17]的测距和导航方式容易受香蕉枝叶遮挡、香蕉园环境光照强度变化及机器人颠簸抖动等因素的影响,使摄像头采集的环境图像模糊不清,香蕉树干被遮挡导致难以准确识别机器人到香蕉树的距离;而激光雷达扫描的环境点云位置数据不准确,难以准确识别香蕉树干等目标的准确位置,使机器人难以进行准确定位和导航^[18-19]。基于惯性测量单元的导航方式主要通过测得的机器人实时加速度等运动状态数据进行积分求得机器人的相对位置,但累积位置误差会随着积分过程而不断增大^[20]。根据编码器返回的驱动电机实时转速求解机器人相对运动位置的方法在机器人出现打滑和空转时定位误差会很大^[21]。

上述机器人定位和导航方法在香蕉园复杂环境中效果不佳、甚至失效。显然,准确测出机器人与香蕉树的距离是实现定位和导航的关键。激光和超声波传感器使用方便、响应快、精度高、成本低,被广泛应用于汽车雷达和自动驾驶等领域^[22]。激光测距响应速度快、精度高,但会受环境光线影响^[23-24];而超声波测距不受光线影响,但测距时间与待测距离有关,并且要求待测物体具有一定的反射面,否则会因反射波太弱导致测距失败^[25]。综合考虑两者测距的特点,提出采用激光和超声波组合对香蕉树进行测距。为此,提出一种基于拟合滤波的激光和超声波香蕉树测距方法。首先由激光和超声波传感器组合测量机器人到香蕉树的距离,并通过相互校验融合成一组距离数据,再利用二次多项式以最小二

乘法对该组距离数据进行拟合,基于拟合的二次多项式函数和设定阈值对该组距离数据滤波,求出滤波后该距离数组中最小 3 个距离数据的平均值,得到机器人到香蕉树的最短距离。

1 基于拟合滤波的激光和超声波测距

由于香蕉采摘机器人体积较大,而香蕉园机耕道宽度有限,且崎岖、泥泞,使得机器人运动中容易出现颠簸、侧滑,故需实时检测机器人位姿并据此调整其运动状态,防止撞上香蕉树。因此,通过安装在机器人两侧的激光和超声波传感器,测出机器人到两侧香蕉树的最短距离 d_l 、 d_r ,如图 1 所示。再结合几何关系,采用相应算法求解出机器人与机耕道中线的位置偏差,以及机器人中线与机耕道中线的夹角,实现机器人在机耕道的局部定位,并据此调节机器人的运动方向和速度,使其回到机耕道中间。

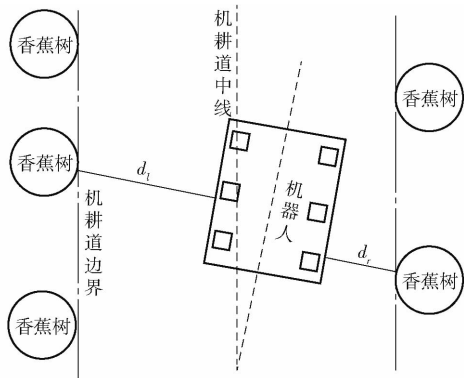


图 1 机器人在香蕉园机耕道俯视图
Fig. 1 Top view of robot on cultivating road in banana plantation

显然,准确测出到香蕉树的最短距离是机器人实现定位和导航的前提。然而,由于香蕉树旁有杂草、小灌木或香蕉叶等干扰物,以及香蕉园道路崎岖、泥泞导致机器人颠簸,使得某些时刻的测距数据不准确,因此,不能简单以距离数据中最小值或某个时刻的测距值作为机器人到香蕉树的最短距离。本文先通过激光和超声波传感器组合对香蕉树测距,再对二者的测距数据进行相互校验、拟合和滤波处理,进而求出机器人到香蕉树的最短距离。

1.1 激光和超声波测距值相互校验合成距离数组

由于激光传感器在强光环境中测距范围缩小、精度下降,甚至无法有效测距,故仅用激光传感器测距可靠性不高,精度难以保证。而超声波测距不受光照影响、测距精度高,但响应时间与所测距离有关,对反射面小的物体容易因接收不到反射波而导致测距失败。因此,采用激光和超声波传感器组合对香蕉树进行测距。

假设在一棵香蕉树的测距周期内机器人匀速前

进,则激光或超声波传感器在不同时刻位于一条直线上,且发射的激光束或超声波与机器人运动方向垂直,如图2所示。将测距周期内 n 个时刻测到的与香蕉树的距离记为 $d_1、d_2、\cdots、d_n$,其中: d_1 为传感器进入可测区域内第1次测得机器人与香蕉树距离; d_n 为传感器在可测区域内最后测得机器人与香蕉树距离。此外,若测距传感器不在香蕉树的可测区域内(如 $d_0、d_{n+1}$),将探测不到香蕉树而输出一个特定的时间脉冲或数值,此时传感器为测空状态。根据激光和超声波传感器是否同时测空来判断香蕉树测距周期的开始和结束。

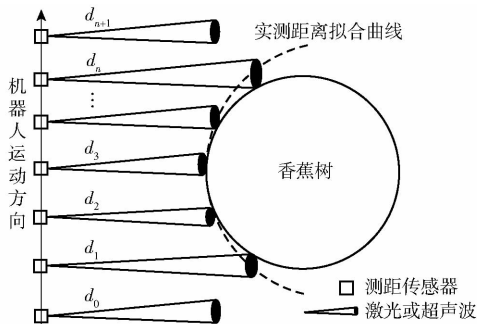


图2 基于激光和超声波传感器对香蕉树测距
Fig.2 Ranging for banana tree with laser and ultrasonic sensors

正常情况下,激光和超声波传感器在同一时刻对香蕉树的测距值非常接近。然而,由于激光和超声波传感器测距信号的发射角不同,机器人颠簸,以及香蕉园光照、干扰物遮挡等因素都会影响测距精度,使得某些时刻二者所测距离可能存在较大偏差,甚至出现测空。因此,为了提高测距精度和可靠性,将二者的测距值进行相互校验。如图3所示,每个采样时刻测距完成后,若2种传感器没有同时测空,则将二者的测距值进行相互校验。如果2个距离数据的偏差小于校验阈值 η ,则认为2种传感器的测距值均有效,取二者的平均值作为本次的测距值;反之,若2个距离数据的偏差大于 η ,则取二者中小的距离数据作为本次的测距值。这样做有2个好处:当2个传感器中有1个测空时可以滤除测空值,而保留有效的测距值。当2个传感器的测距数据存在较大偏差时取小者对机器人的安全裕度更大。

1.2 基于二次多项式的香蕉树距离数据拟合

在测距周期内,香蕉树相对于激光和超声波传感器所在直线的位置不变,因此,香蕉树轮廓线到测距传感器所在直线的最短距离即为机器人到香蕉树的最短距离,如图2中 d_3 。由于香蕉树干近似柱形,且测距传感器在不同时刻位于一条直线上,故理想情况下该组距离数据 $\{d_1, d_2, \cdots, d_n\}$ 满足圆函数特征。然而,由于激光束和超声波测距信号都具有

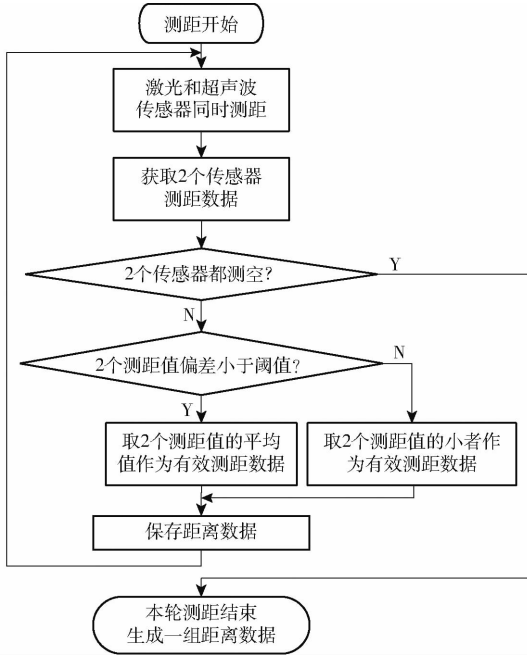


图3 基于相互校验的距离数组采集流程图
Fig.3 Flow chart of sampling for ranging data array based on reciprocity check

一定的发射角,呈喇叭状,使得激光和超声波的边界信号被香蕉树提前反射回来,导致实测距离比真实距离小,从而不再满足圆函数特征。为了找到适合实测距离数据的曲线,对多棵香蕉树实测的距离数据进行回归分析,发现香蕉树的实测距离数据比较符合二次多项式曲线特征,如图2中虚线,因此,选择二次多项式对香蕉树的实测距离数据进行拟合。

将激光和超声波传感器测得香蕉树的 n 个距离数据序列化为二维数组,即 $\{(k, d_k) | k = 1, 2, \cdots, n\}$,其中 d_k 表示第 k 个时刻的测距值。拟合该距离数组的二次多项式函数为

$$f(k) = ak^2 + bk + c \tag{1}$$

式中 $a、b、c$ ——待定的拟合二次多项式系数

根据距离数组的特点,最小二乘法比较适合求解该二次多项式的系数,因此,基于最小二乘法可得系数 $a、b、c$ 的计算表达式为

$$a = \frac{\sum_{k=1}^n d_k k^2 - c \sum_{k=1}^n k^2 - b \sum_{k=1}^n k^3}{\sum_{k=1}^n k^4} \tag{2}$$

$$b = \frac{\sum_{k=1}^n d_k k - c \sum_{k=1}^n k - a \sum_{k=1}^n k^3}{\sum_{k=1}^n k^2} \tag{3}$$

$$c = \frac{\sum_{k=1}^n d_k - b \sum_{k=1}^n k - a \sum_{k=1}^n k^2}{n} \tag{4}$$

由式(2)~(4)即可求得系数 $a、b、c$,从而确定

拟合香蕉树距离数组的二次多项式(1)。

1.3 基于拟合多项式滤波的最短距离求取

二次多项式拟合曲线的顶点到测距传感器所在直线的距离即为机器人与香蕉树的最短距离,因此,可取满足拟合曲线的距离数据(图4)中最小值作为机器人到香蕉树的最短距离。然而,由前文分析可知,理想情况下测得香蕉树的距离数据满足二次多项式特征,但对杂草、小灌木、香蕉叶等不规则干扰物,以及香蕉园道路崎岖泥泞导致的测距数据发散、无规律,不满足二次多项式特征。因此,为了能准确求取机器人到待测香蕉树的最短距离,必须将偏差较大的测距点(图4)滤除。

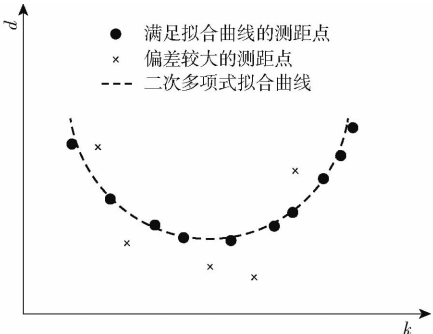


图4 复杂环境下的测距数据及拟合曲线
Fig.4 Ranging data and its fitting curve in complex environment

对于设定的滤波阈值 δ ,若 k 时刻的测距值 d_k 满足

$|f(k) - d_k| = |ak^2 + bk + c - d_k| < \delta \tag{5}$

则视该测距值 d_k 有效;否则,视为偏差较大的测距值而舍弃。由式(5)对所测距离数据进行滤波,得到一组满足拟合二次多项式的距离数据。为了提高可靠性,取滤波后距离数组中最小3个的平均值作为机器人到香蕉树的最短距离。

综上所述,基于拟合滤波的激光和超声波香蕉树测距流程如图5所示,激光和超声波传感器各时刻测得机器人到香蕉树的距离数据经相互校验后,采用二次多项式以最小二乘法进行拟合,然后基于该拟合二次多项式和设定阈值对其滤波,去除偏差较大的距离,再求取其中最小3个距离的平均值,作为机器人到香蕉树的最短距离。

1.4 测距效果性能指标

为了衡量本文测距方法在不同环境下对香蕉树的测距精度和稳定性,定义以下参数指标:

对于香蕉树的一个测距周期,测距误差 e 为

$e = |d_t - d_a| \tag{6}$

式中 d_t ——机器人到香蕉树的目标最短距离,cm
 d_a ——机器人到香蕉树的实测最短距离,cm
测距误差率 σ 为

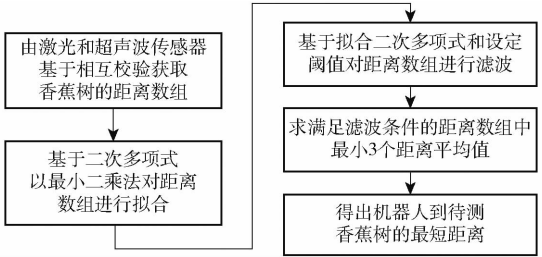


图5 基于拟合与滤波的香蕉树测距流程
Fig.5 Flow chart of ranging from banana tree by fitting and filtering

$$\sigma = \frac{|d_t - d_a|}{d_t} \times 100\% \tag{7}$$

对于目标最短距离 d_t ,若第 i 次的测距误差为 $e(i)$,则重复测量 p 次中最大测距误差 $e_{\max}$ 为

$e_{\max} = \max \{ e(i) \mid i = 1, 2, \dots, p \} \tag{8}$

最大测距误差率 $\sigma_{\max}$ 为

$$\sigma_{\max} = \frac{e_{\max}}{d_t} \times 100\% \tag{9}$$

在某种测距环境下设定 q 个目标最短距离,第 j 个目标最短距离的最大测距误差为 $e_{\max}(j)$,则最大误差均值 e_m 为

$$e_m = \frac{1}{q} \sum_{j=1}^q e_{\max}(j) \tag{10}$$

其中,测距误差 e 、测距误差率 σ 越小,表明机器人对香蕉树的测距精度越高;而最大测距误差 $e_{\max}$ 、最大测距误差率 $\sigma_{\max}$ 、最大误差均值 e_m 越小,表明测距方法越稳定,适用性越好。

2 硬件设计

2.1 激光和超声波传感器选型

如图6所示,在履带式香蕉采摘机器人的两侧对称、等间距、并列安装3组激光和超声波传感器。由于激光和超声波传感器的安装间距比香蕉树直径大,所以一棵香蕉树的测距周期内只有1组激光和超声波传感器起作用。

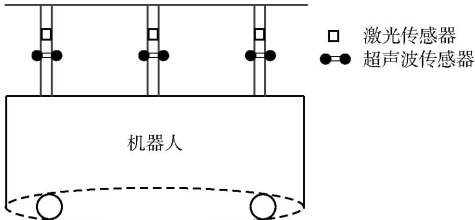


图6 激光和超声波传感器在履带式机器人上的分布
Fig.6 Laser and ultrasonic sensors distributed on the crawler robot

香蕉园的行距为1.5~3m,为了确保机器人处在行间任何位置都能有效测距,要求激光和超声波传感器的测距范围超过3m。因此,选择测距范围

为 0.04 ~ 4 m 的 VL53L1X 型激光传感器,它采用 STToF 技术、物理红外滤光片和光学元件,故受测距目标的颜色和反射率影响小,可在各种环境光照下实现有效测距,而且测距精度高、响应速度快、体积小、使用方便、探测灵敏性高。而超声波传感器选择 US-015 型,其测距范围为 0.02 ~ 4 m,测距精度达 0.5 mm,稳定性强。显然,组合使用 VL53L1X 型激光传感器和 US-015 型超声波传感器,满足机器人在香蕉园行间对两侧香蕉树的测距要求。

2.2 激光和超声波传感器的控制电路

机器人底层采用分布式控制系统,由 STM32 控制 3 组传感器的测距周期和距离数据处理,激光和超声波传感器与控制器 STM32 的电路连接方式如图 7 所示。所选 VL53L1X 型激光传感器在测距结束后以 IIC 协议输出距离数据,因此,多个激光传感器通过 IIC 总线与控制器 STM32 的 IIC 模块 SDA、SCL 引脚连接,以不同的地址码实现多机通信,读取各传感器的测距数据。而 US-015 型超声波传感器测距完成后输出一个与距离成正比的时间脉冲,STM32 先准确捕获该脉冲时间,再换算成对应的距离,所以通过 STM32 中定时器模块的脉冲捕获通道来检测超声波传感器输出的测距时间脉冲。因此,超声波传感器的时间脉冲输出引脚与 STM32 相应定时器的捕获通道引脚连接。此外,超声波传感器测距启动端 Trig 可与控制器 STM32 的任一 IO 口连接。

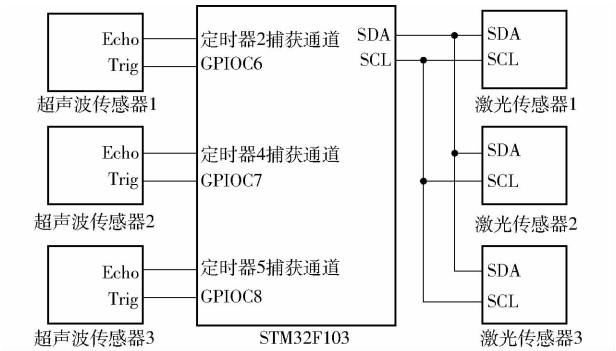


图 7 激光和超声波传感器与控制器 STM32 连接图

Fig. 7 Connection diagram of laser and ultrasonic sensors and STM32

进入一棵香蕉树的测距区域后,在每个采样时刻由控制器 STM32 分别发射激光和超声波信号对香蕉树进行测距,然后根据接收到的返回数据换算出 2 种传感器的测距值,再通过相互校验得出该时刻的有效距离。重复上述步骤,即可测得不同时刻机器人到香蕉树的距离。

3 实验与结果分析

为了验证本文所述香蕉树测距方法的有效性和

鲁棒性,选择不同直径和高度的香蕉树模型,参照实际香蕉树的种植株距、行距在实验室搭建图 8 所示的模拟香蕉园环境。由于测距实验不需要用到香蕉采摘机构,并且出于安全考虑,选用不带香蕉采摘机构的履带机器人(长 1.0 m、宽 0.76 m),其两侧等间距(0.25 m)支撑杆上并列安装激光和超声波测距传感器,如图 9 所示。

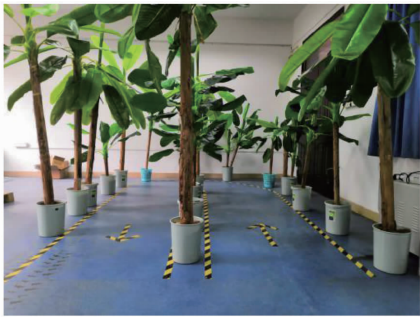


图 8 模拟香蕉园

Fig. 8 Simulated banana plantation



图 9 履带式机器人

Fig. 9 Crawler robot

激光和超声波传感器原始距离数据相互校验國值 $\eta = 3$, 基于拟合函数的滤波國值 $\delta = 1.8$ 。在 Matlab 中编写机器人对香蕉树测距数据的拟合、滤波和可视化等处理程序,并由式(6) ~ (10)计算出衡量测距效果的相关参数指标。

3.1 激光和超声波传感器测距性能对比

为了比较激光传感器和超声波传感器对香蕉树的测距性能,控制机器人在模拟香蕉园中匀速前进,由激光和超声波传感器同时对一棵香蕉树进行测距,得到图 10 所示的距离数据。

由图 10 可知,在二者均有效测距时,大部分时刻激光和超声波传感器的测距数据相同,只有 3 个时刻的测距数据不同,且偏差只有 1 cm,主要考虑到 STM32 控制器数据处理方便,将测距值进行了四舍五入处理,而实测距离偏差在 1 cm 以内,这表明正常情况下激光和超声波的测距精度非常接近。另外,开始 2 个时刻和最后 3 个时刻的测距点仅超声波测距有效,这是因为超声波的发射角比激光大,在

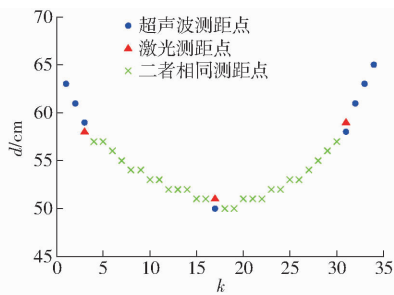


图 10 激光和超声波传感器的测距数据对比
Fig. 10 Comparison of ranging data of laser and ultrasonic sensors

香蕉树可测区域的边界只有超声波传感器能接收到反射波完成测距,而激光传感器由于发射角小导致探测不到香蕉树。实验结果表明,激光和超声波传感器测距数据相互校验滤波的方法可行,能获得一组有效的距离数据,为后续二次多项式拟合和阈值滤波做准备。

3.2 测距方法有效性验证

设定机器人与香蕉树的目标距离分别为 30、50、80、100 cm,机器人在模拟香蕉园机耕道上匀速前进。在每个目标距离对香蕉树重复测量 5 次。

每个目标距离取一组测距数据,经过对激光和超声波传感器的原始距离数据进行校验、最小二乘拟合和阈值滤波后,得到图 11 所示 4 种不同目标距离的测距点和二次多项式拟合曲线。显然,二次多项式曲线较好地拟合了大部分距离数据,且满足式(5)阈值滤波条件,而误差较大的测距点很少。此外,对每个目标距离进行 5 次重复测量的距离数据,经校验、拟合、滤波、排序及求平均值后得出机器人到香蕉树的最短距离如表 1 所示,各实测最短距离都很接近目标最短距离,且最大测距误差 $e_{\max}$ 为

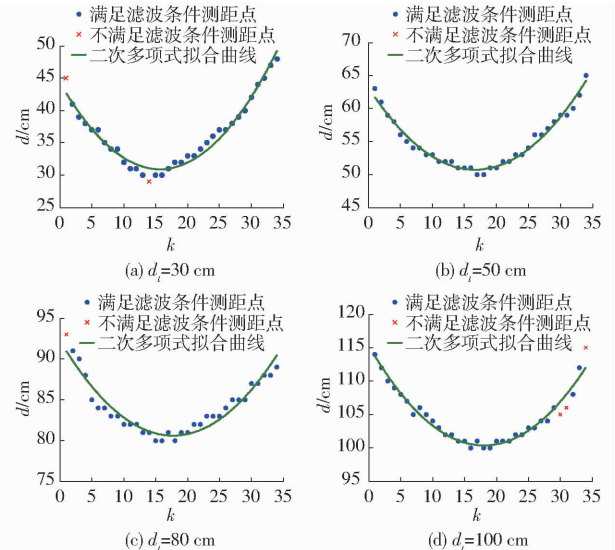


图 11 模拟香蕉园不同目标距离的测距数据和拟合曲线
Fig. 11 Ranging data and its fitting curves of different target distances at simulated banana plantation

0.7 cm,最大测距误差率 $\sigma_{\max}$ 均不超过 1.0%。实验结果表明,该测距方法能够有效测量机器人到香蕉树的距离,且测距精度较高、稳定性好。

表 1 不同实测最短距离及其最大误差率
Tab. 1 Measured shortest distance and maximum error rate

d_t/cm	d_a/cm					$e_{\max}/\text{cm}$	$\sigma_{\max}/\%$
	1	2	3	4	5		
30	30.0	29.7	29.7	30.0	29.7	0.3	1.00
50	49.7	49.7	50.0	49.7	50.3	0.3	0.60
80	80.3	80.0	79.7	80.0	80.0	0.3	0.38
100	99.7	100.3	99.3	100.0	100.0	0.7	0.70

3.3 测距方法鲁棒性验证

3.3.1 小灌木干扰下的香蕉树测距模拟

在模拟香蕉园中放置一棵小灌木,并让机器人对其进行测距,如图 12 所示。由于小灌木细长弯曲、枝叶疏密不均且形状不规整,测得分散、无规律的距离数据如图 13 所示。显然,测得小灌木的距离数据不符合二次多项式特征,据此,可基于香蕉树距离数据的拟合二次多项式函数和设定阈值将探测到香蕉树旁的杂草、小灌木等干扰距离数据滤除。



图 12 小灌木测距
Fig. 12 Ranging for shrubs

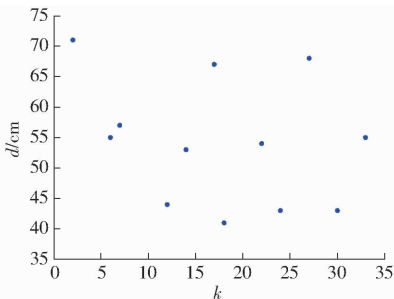


图 13 小灌木的测距数据
Fig. 13 Ranging data for shrubs

为了验证本文方法对有小灌木等干扰物的香蕉树也能有效、准确测距,在香蕉树旁放置一棵小灌木,如图 14 所示,让机器人距离该香蕉树 50 cm 匀速直线驶过,重复进行 4 次测距,通过对激光和超声波所测的距离数据进行校验、拟合、滤波等处理,得到的二次多项式拟合曲线如图 15 所示。



图 14 有小灌木干扰的香蕉树测距

Fig. 14 Ranging for banana tree disturbed with small shrubs

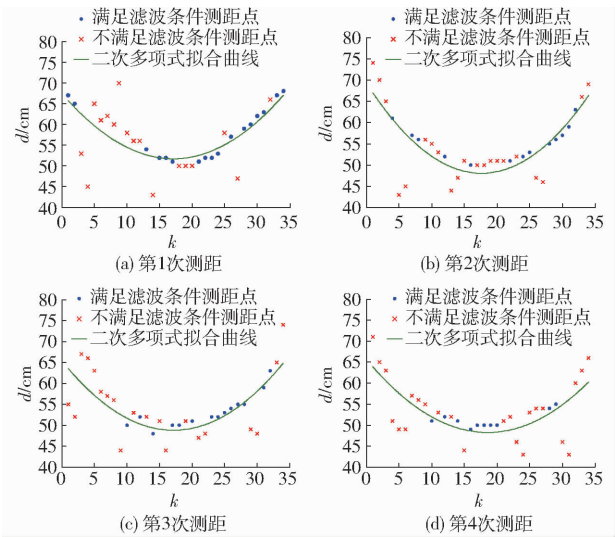


图 15 受小灌木干扰的香蕉树测距数据和拟合曲线

Fig. 15 Ranging data and fitting curves of banana tree disturbed by shrub

图 15 中,分散、无规律,且与拟合二次多项式曲线偏差较大,不满足滤波条件的测距点,主要原因是由小灌木枝叶干扰香蕉树形成的。显然,基于拟合函数和设定阈值可将其有效滤除,从而减少对求取最短距离的影响。通过对 4 次重复测量的距离数据拟合、滤波后求得机器人与待测香蕉树的最短距离如表 2 所示。由表 2 可知,测距误差 e 都不超过 1.0 cm,最大测距误差率 $\sigma_{\max}$ 为 2.0%,表明本文测距方法能较好地消除小灌木对香蕉树测距的影响,且测距精度较高。

表 2 小灌木干扰下实测最短距离及误差率

Tab.2 Measured shortest distance and error rate disturbed with shrubs

参数	测距序号			
	1	2	3	4
d_i/cm	50	50	50	50
d_a/cm	50.7	51.0	49.3	49.7
e/cm	0.7	1.0	0.7	0.3
$\sigma/\%$	1.4	2.0	1.4	0.6

3.3.2 崎岖不平的香蕉园机耕道测距模拟

机器人在由小木块模拟的崎岖不平香蕉园机耕

道中前行(图 16),通过激光和超声波传感器测量机器人到两侧香蕉树的距离。重复测量 4 次,所测的距离数据经拟合、滤波后如图 17 所示,与拟合二次多项式曲线偏差较大的测距点,主要由机器人驶过小木堆时颠簸较大引起,显然,偏差较大的测距点均已被滤除。



图 16 崎岖不平的香蕉园机耕道模拟

Fig. 16 Simulation rugged tractor road at banana plantation

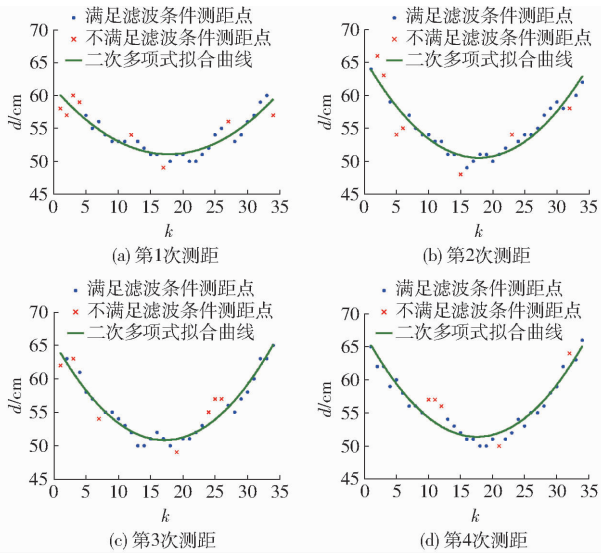


图 17 在崎岖机耕道上 4 次测距数据和拟合曲线

Fig. 17 Four times ranging data and fitting curves at rugged tractor road

此外,通过对 4 次重复测距的数据拟合、滤波后求得机器人与待测香蕉树的最短距离如表 3 所示。由表 3 可知,测距误差 e 2 次为零,另 2 次为 0.3 cm,最大测距误差率 $\sigma_{\max}$ 为 0.6%。实验结果表明,在崎岖不平的机耕道上也能较准确地测出香蕉树的距离。

表 3 崎岖机耕道上实测最短距离及误差率

Tab.3 Measured shortest distance and error rate at rugged tractor road

参数	测距序号			
	1	2	3	4
d_i/cm	50	50	50	50
d_a/cm	50.0	49.7	50.0	50.3
e/cm	0	0.3	0	0.3
$\sigma/\%$	0	0.6	0	0.6

3.4 与图像测距方法对比

为了进一步说明本文测距方法的优点,与基于深度相机的图像测距方法进行对比。先利用 Intel 的 realsense D435i 型深度相机采集机器人两侧环境的 RGB 图像与深度信息图像,然后在 RGB 图像中对香蕉树进行识别并获取其位置,再将香蕉树在 RGB 图像中的位置映射到深度信息图像,从而得出机器人与香蕉树的距离。由于图像测距法需要先对 RGB 图像中待测香蕉树进行识别与位置判断,但在不同距离与光照条件下,香蕉树在 RGB 图像中呈现出不同的尺寸、表型、颜色等特征,增加了对香蕉树识别和测距的计算成本。

将机器人与香蕉树的 4 个目标距离分别设定为 30、50、80、100 cm,在模拟香蕉园环境中利用 realsense D435i 型深度相机对每个目标距离重复测量 5 次,从图像中识别出的香蕉树干及其深度信息如图 18 所示,香蕉树的实测最短距离和相关参数指标如表 4 所示。与本文测距方法的实验结果(表 1)中相关参数指标进行对比,如表 5 所示,两者的最大测距误差 $e_{\max}$ 相同,但图像测距方法的最大误差均值 e_m 和最大测距误差率 $\sigma_{\max}$ 更大,这表明本文测距方法的精度更高、稳定性更好。

虽然基于深度相机的图像测距法也可以较为准确地测量香蕉树的距离,但与本文基于激光和超声

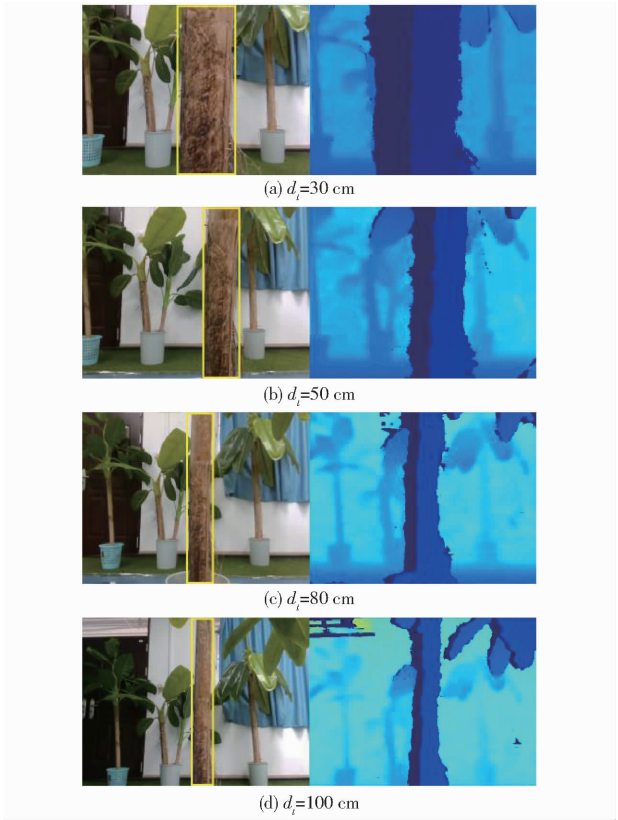


图 18 不同距离的香蕉树识别与测距

Fig. 18 Identification and ranging for banana tree at different distances

表 4 基于图像的实测最短距离及其最大误差率
Tab. 4 Measured shortest distance and maximum error rate using image

d_t/cm	d_a/cm					$e_{\max}/$	$\sigma_{\max}/$
	1	2	3	4	5	cm	%
30	30.2	30.0	30.3	29.8	30.2	0.3	1.00
50	50.1	49.3	49.5	50.2	50.2	0.7	1.40
80	80.0	80.5	79.9	79.9	80.1	0.5	0.63
100	99.9	100.0	99.9	99.5	100.2	0.5	0.50

表 5 本文测距方法和图像测距方法相关性能对比
Tab. 5 Related parameters comparison of ranging method between proposed method and based on image

方法	性能指标		
	$e_{\max}/\text{cm}$	$\sigma_{\max}/\%$	e_m/cm
本文测距	0.7	1.0	0.4
图像测距	0.7	1.4	0.5

波的测距方法相比,还存在以下不足之处:计算成本高,在获取距离信息前,需要对待测香蕉树进行识别并判断其位置,难以在一些边缘计算设备上部署。若有其他光源干扰,容易出现噪声,导致深度信息测量不准确。当待测香蕉树与深度相机的距离较短时,无法计算出深度信息,例如上述设备在实验中测得,在 20 cm 内无法输出深度信息。

3.5 室外自然场景测距适用性验证

在校园内室外自然场景中选取外形轮廓与香蕉树相似的植株进行实验,以此验证本文测距方法在实际环境中的适用性。如图 19 所示,自然光照条件下控制机器人在柔软的草地上匀速驶过待测植株,由激光与超声波传感器同时对待测植株测距,再通过本文所述方法得出机器人到待测植株的最短距离。出于一般性考虑,实验中选择 4 个目标距离进行测试,分别为 50、60、80、100 cm。



图 19 自然场景下对植株测距

Fig. 19 Ranging for plant in natural environment

每个目标距离取一组测距数据,经过对激光和超声波传感器的原始距离数据进行校验、最小二乘拟合和阈值滤波后得到图 20 所示 4 种不同目标距离的测距数据点和二次多项式拟合曲线,显

然,二次多项式曲线能够较好地拟合距离数据,且满足式(5)阈值滤波条件,而误差较大的测距点很少,仅在 50 cm 和 100 cm 中存在,说明该测距方法在室外自然环境下性能稳定,受光照等因素影响小。

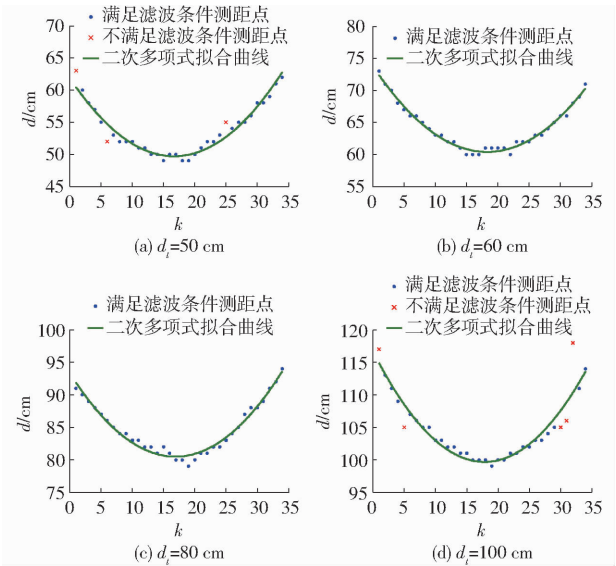


图 20 自然场景下不同目标距离的测距数据和拟合曲线
Fig. 20 Ranging data and fitting curves of different target distances in natural environment

对每个目标距离进行 5 次重复测量的距离数据,经校验、拟合、滤波、求平均值后得出机器人到待测植株的实测最短距离 d_a 如表 6 所示,其中测距误差 e 都较小,最大测距误差 $e_{\max}$ 为 1.0 cm,最大误差均值 e_m 为 0.68 cm,最大测距误差率 $\sigma_{\max}$ 为 1.4%。对比表 1 所示室内模拟香蕉园测距结果,室外有 3 个目标距离的最大测距误差率 $\sigma_{\max}$ 超过 1.0%,最大测距误差 $e_{\max}$ 稍微偏大,可能是草地松软和不平

整导致机器人测距过程中有一定的颠簸,从而影响测距精度。实验结果表明,本文测距方法在室外自然场景下也具有较高的精度和良好的稳定性。

表 6 室外场景下的不同实测最短距离及最大误差率
Tab. 6 Measured shortest distance and maximum error rate outside laboratory

d_t/cm	d_a/cm					$e_{\max}/\text{cm}$	$\sigma_{\max}/\%$
	1	2	3	4	5		
50	49.3	49.0	50.0	49.7	50.0	0.7	1.40
60	59.3	60.0	59.7	60.0	59.7	0.7	1.17
80	80.0	79.3	80.0	81.0	79.7	1.0	1.25
100	100.0	99.7	100.0	100.3	100.0	0.3	0.30

4 结论

- (1)由激光和超声波传感器组合测量机器人到香蕉树的距离,通过 2 种传感器原始测距数据的相互校验可以滤除单个传感器由于光线和发射角等因素导致误差较大的测距值。
- (2)采用最小二乘法选择二次多项式能较好地拟合所测香蕉树的距离数据,而基于拟合的二次多项式和设定阈值可以有效滤除小灌木等干扰物和道路颠簸产生的干扰距离数据,从而获得机器人与香蕉树的最短距离。
- (3)实验表明,本文测距方法在理想环境下对香蕉树的最大测距误差率为 1.0%,而在有小灌木等干扰物或者道路颠簸的模拟香蕉园环境以及室外自然场景下的最大测距误差率为 2.0%,相应的最大测距误差为 1.0 cm,且测距稳定性良好。本文方法能为机器人在实际香蕉园环境中实现局部定位和导航提供准确、可靠的距离数据。

参 考 文 献

[1] 吴炳方,张森,曾红伟,等. 大数据时代的农情监测与预警[J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 1027 - 1037.
WU Bingfang, ZHANG Miao, ZENG Hongwei, et al. Agricultural monitoring and early warning in the era of big data[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5): 1027 - 1037. (in Chinese)

[2] LIU Z, ZHANG W, LIN S, et al. Heterogeneous sensor data fusion by deep multimodal encoding[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2017, 11(3): 479 - 491.

[3] 赵春江. 智慧农业发展现状及战略目标研究[J]. 智慧农业, 2019, 1(1): 1 - 7.
ZHAO Chunjiang. State-of-the-art and recommended developmental strategic objectives of smart agriculture [J]. Smart Agriculture, 2019, 1(1): 1 - 7. (in Chinese)

[4] 张世昂,付根平. 农业智能巡检小车的设计[J]. 中国农机化学报, 2018, 39(4): 82 - 89.
ZHANG Shi-ang, FU Gen-ping. Design of intelligent routing inspection car for agriculture[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2018, 39(4): 82 - 89. (in Chinese)

[5] YIN X, DU J, NOGUCHI N, et al. Development of autonomous navigation system for rice transplanter[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2018, 11(6): 89 - 94.

[6] 谢德胜,徐友春,万剑,等. 基于 RTK-GPS 的轮式移动机器人轨迹跟随控制[J]. 机器人, 2017, 39(2): 221 - 229.
XIE De-sheng, XU You-chun, WAN Jian, et al. Trajectory tracking control of wheeled mobile robots based on RTK-GPS[J]. Robot, 2017, 39(2): 221 - 229. (in Chinese)

[7] 张漫,季宇寒,李世超,等. 农业机械导航技术研究进展[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(4): 1 - 18.
ZHANG Man, JI Yu-han, LI Shi-chao, et al. Research progress of agricultural machinery navigation technology [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4): 1 - 18. <http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/>

- view_abstract.aspx? file_no = 20200401&flag = 1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.04.001. (in Chinese)
- [8] 陈劭, 郭宇翔, 高天啸, 等. 移动机器人 RGB-D 视觉 SLAM 算法[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(10): 38-45. CHEN Shao, GUO Yuxiang, GAO Tianxiao, et al. RGB-D visual SLAM algorithm for mobile robots[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(10): 38-45. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20181005&flag = 1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.10.005. (in Chinese)
- [9] NISSIMOV S, GOLDBERGER J, ALCHANATIS V. Obstacle detection in a greenhouse environment using the Kinect sensor[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 113: 104-115.
- [10] 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/OL]. 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/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(2): 14-21. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20180202&flag = 1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.02.002. (in Chinese)
- [11] 王宏民, 孙增鹏, 赵晓光. 面向室内环境的主动视觉即时定位与地图构建系统[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2019, 58(3): 429-435. WANG Hongmin, SUN Zengpeng, ZHAO Xiaoguang. An active visual simultaneous localization and mapping system for mobile robot in indoor environment[J]. Journal of Xiamen University(Natural Science), 2019, 58(3): 429-435. (in Chinese)
- [12] LEPEJ P, RAKUN J. Simultaneous localization and mapping in a complex field environment[J]. Biosystems Engineering, 2016, 150(4): 160-169.
- [13] 寿佳鑫, 张志明, 苏永清, 等. 基于 ROS 和激光雷达的室内移动机器人定位和导航系统设计与实现[J]. 机械与电子, 2018, 36(11): 76-80. SHOU Jiaxin, ZHANG Zhiming, SU Yongqing, et al. Design and implementation of indoor positioning and navigation system of mobile robot based on ROS and LiDAR[J]. Machinery & Electronics, 2018, 36(11): 76-80. (in Chinese)
- [14] 王东, 范叶满, 薛金儒, 等. 基于 GNSS 与视觉融合的山地果园无人机航迹控制[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(4): 20-28. WANG Dong, FAN Yeman, XUE Jinru, et al. Flight path control of UAV in mountain orchards based on fusion of GNSS and machine vision[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(4): 20-28. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20190402&flag = 1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.04.002. (in Chinese)
- [15] 张铁民, 庄晓霖. 基于 DM642 的高地隙小车的田间路径识别导航系统[J]. 农业工程学报, 2015, 31(4): 160-167. ZHANG Tiemin, ZHUANG Xiaolin. Identification and navigation system of farmland path for high-clearance vehicle based on DM642[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(4): 160-167. (in Chinese)
- [16] 杨长辉, 王卓, 熊龙焯, 等. 基于 Mask R-CNN 的复杂背景下柑橘树枝干识别与重建[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(8): 22-30, 69. YANG Changhui, WANG Zhuo, XIONG Longye, et al. Identification and reconstruction of citrus branches under complex background based on Mask R-CNN[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(8): 22-30, 69. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20190803&flag = 1. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.08.003. (in Chinese)
- [17] 雷道竖, 刘海波. 一种极坐标系下的激光雷达扫描匹配 SLAM 方法[J]. 中国电子科学研究院学报, 2019, 14(6): 563-567. LEI Daoshu, LIU Haiho. A SLAM method based on LiDAR scan matching in the polar coordinates[J]. Journal of China Academy of Electronics and Information Technology, 2019, 14(6): 563-567. (in Chinese)
- [18] 赵妍, 解迎刚, 陈莉莉. 基于 SLAM 算法的机器人智能激光定位技术的研究[J]. 激光杂志, 2019, 40(7): 169-173. ZHAO Yan, XIE Yinggang, CHEN Lili. Research on robot intelligent laser location technology based on SLAM algorithm[J]. Laser Journal, 2019, 40(7): 169-173. (in Chinese)
- [19] BAYAR G, BERGERMAN M, KOKU A, et al. Localization and control of an autonomous orchard vehicle[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 115: 118-128.
- [20] SHAMSHIRI R, HAMEED I, PITONAKOVA L. Simulation software and virtual environments for acceleration of agricultural robotics: features highlights and performance comparison[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2018, 11(4): 15-31.
- [21] HAMEED I, COURHARBO A, OSEN O. Side-to-side 3D coverage path planning approach for agricultural robots to minimize skip/overlap areas between swaths[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2016, 76: 36-45.
- [22] 杨立岩, 冯仲科, 范光鹏, 等. 激光摄影测树仪设计与试验[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(1): 211-218. YANG Liyan, FENG Zhongke, FAN Guangpeng, et al. Design and experiment of laser photogrammetric instrument for measuring forest[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(1): 211-218. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20180126&flag = 1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.01.026. (in Chinese)
- [23] HIREMATH V, HEIJDEN G, VANEVERT F, et al. Laser range finder model for autonomous navigation of a robot in a maize field using a particle filter[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 100: 41-50.
- [24] 吕恩利, 阮清松, 刘妍华, 等. 基于激光扫描区域动态变化的智能叉车障碍物检测[J]. 农业工程学报, 2019, 35(3): 67-74. LÜ Enli, RUAN Qingsong, LIU Yanhua, et al. Intelligent forklift obstacle detection based on dynamic change of laser scanning area[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(3): 67-74. (in Chinese)
- [25] JAROSZEK P, TROJNACKI M. Localization of the wheeled mobile robot based on multi-sensor data fusion[J]. Journal of Automation, Mobile Robotics and Intelligent Systems, 2015, 9(3): 73-84.